BA

発送番号　５４７０９９　　１/
発送日　平成１９年１１月　６日

2

引用非特許文献

特許出願の番号	平成１０年　特許願　第５３５４３１号
作成日	平成１９年１０月　５日
作成者	猪瀬　隆広　　　　　　　９５６０　５Ｇ００
発明の名称	通信ネットワークにおいて交換される信号のレベルを自動的に適合させる方法

ディジタル信号処理ハンドブック

電子情報通信学会 編

発行 オーム社

10章 適応信号処理

10・1 基礎理論

10・1・1 はじめに

未知システムの入力信号と出力信号（所望信号）から，システムのパラメータ（例えば，インパルス応答）を逐次的に推定するいわゆる学習機能をもったフィルタは，アダプティブフィルタと呼ばれ，エコーキャンセラ，自動等化器，ノイズキャンセラなどへ応用されている[1)~(9]．また，アダプティブフィルタのフィルタ係数を修正する部分は適応アルゴリズムと呼ばれている．

さて，適応アルゴリズムに求められる課題としては，収束の高速化，実行速度の高速化，ハードウェアの小規模化などがある．短い語長でプロセッサを構成する研究においては，実行速度の高速化とハードウェアの小規模化は同時に満足可能な課題であるが，並列処理を用いた実行速度の高速化の研究においては相反する要求となる．また，動作の安定性についても考慮する必要があり，これまでにも多くの研究・提案がされている．

まず 1960 年，Widrow と Hoff は適応スイッチング回路の研究において，Widrow-Hoff の LMS アルゴリズム（Widrow-Hoff least mean square algorithm，以下 LMS アルゴリズムと呼ぶ）と呼ばれる適応アルゴリズムの提案を行った[10]．このアルゴリズムは，2 乗平均誤差を最急降下法に基づいて最小にするようフィルタ係数を修正する方式で，演算量が少ないという理由から現在でも代表的な適応アルゴリズムとしての地位を占めている．

1967 年，これとは独立に，野田と南雲は学習（的）同定法を提案した[11][12]．学習同定法は，演算量の点で，先に述べた LMS アルゴリズムにやや劣るものの優れた収束特性を有しており，実用的にも優れた適応アルゴリズムということができる．また学習同定法は，別名 normalized LMS アルゴリズムとも呼ばれているように，LMS アルゴリズムの係数修正項をフィルタの状態ベクトルノルムで正規化した形となっている．このため，学習同定法を LMS アルゴリズムの延長線上に位置づける解釈もできるが，直交射影定理に基づく適応アルゴリズムと考えると興味深い拡張が可能となる．

何れにしても，LMS アルゴリズムと学習同定法は，実用段階に入った適応信号処理を支える代表的な適応アルゴリズムということができる．これらのアルゴリズムは，与えられた信号の統計的性質が未知（あるいはほとんど未知）の場合でも，この信号の統計量をもとに生成されるウィーナー・ホッフ（Wiener-Hopf）の方程式を解くことのできる繰返し算法とみることができる．また，推定すべきパラメータが時間と共に比較的緩やかに変動しても，パラメータの変化にある程度追従する特徴がある．しかし，これらのアルゴリズムは入力信号が有色の場合，収束速度が著しく劣化する欠点のあることが指摘されている．

一方，1960 年，LMS アルゴリズムの発表と時を同じくして Kalman（カルマン）により離散時間カルマンフィルタが提案された[13]．彼の発表したアルゴリズムは，現在でも実時間処理は困難と思われるが，それまでのウィーナーの考え方を劇的に拡張した理論として著名である．また，カルマンフィルタにおいて，状態変数を推定すべき未知パラメータとし，このパラメータが時間的に（不規則なゆらぎも含めて）変動しないと仮定すれば，このカルマンフィルタはよく知られた再帰最小 2 乗法（RLS：recursive least square algorithm）と一致する[14]．RLS アルゴリズムは，推定すべきパラメータの個数を N とすれば，1 サンプル当り $O(N^2)$ の乗算を必要とし，そのハードウェア化はかなり困難と思われるが，先に述べた仮定が成立している場合，非常に良好な収束特性を示す．未知パラメータが変動することへの対策としては，忘却係数 λ を導入することが考えられるが，λ の値によっては数値的不安定性のため，いままでの推定値が別の値にジャンプしたり，アルゴリズムの続行が不可能になる場合があり注意を要する．しかし，RLS に UD 分解法を導入するとこの現象はかなり生じにくくなる．同時に，シストリックアレーによるハードウェア化に際しても有効となる[15]．

さて，入力データのブロック化と FFT を基礎に置くブロック信号処理は，時間領域の処理に比べ必要な乗算回数が少ないという優れた特徴をもっている．アダプティブフィルタのフィルタ部にこのようなブロック信号処理を導入すれば，適応アルゴリズムもこれに見合うだけのより高速な処理を必要とする．この要求に対し，G. A. Clark ら[16] は BLMS（block LMS）アルゴリズムを

提案した[17]−[19]．また，ブロック処理の特徴として，複数個の入力データを同時に利用できることから，フィルタ計算および適応アルゴリズムに並列処理の概念を導入し，アダプティブフィルタの処理速度を向上する研究もされている．更に，収束速度の向上を図った跳躍アルゴリズム[27]が提案されている．

一方，複数個の入力データを処理速度の高速化に利用するのではなく，有色信号入力時の収束速度向上に利用したのが，鍵元，前川[20]，あるいは尾関，梅田[21]の研究である．これらの手法は直交射影定理に基づき，ある時点における推定係数が，それを得るのに要した複数の状態ベクトルに対して，所望の出力を与えるという特徴を有している．しかし，これらの方式では，1サンプル時間当りに要する演算量が非常に多くなるという難点がある．そこで，演算量の低減を図るために古川らは文献(20)(21)の処理に先に述べたブロック処理の概念を導入し，その一般的な表現としてBOP (block orthogonal projection) アルゴリズムを提案している[22]．具体的なアルゴリズムとして文献(23)(24)がある．

なお，本章を通して特に断らない限り $(N \times N)$ の行列 A，$(N \times 1)$ のベクトル B をそれぞれ，$A_{N,N}$，B_N と表記する．

10･1･2　問題設定と評価量

ここでは，適応アルゴリズムを誘導するのに必要な問題設定と評価量について説明する．また，以後の議論ではすべての信号は適切な方法で標本化され，対象とするシステムは離散時間領域で表現されているものとする．

さて，問題設定を行うに先立ち，誤差の定義について説明する．何を誤差とするかは，次の三つが考えられる．

〔1〕 **出力誤差**　最も良く用いられる誤差の定義で，図10･1(a)に示したように観測信号 $z(k)$ と推定システムの出力 $y(k)$ の差 $z(k)-y(k)$ を誤差とする．

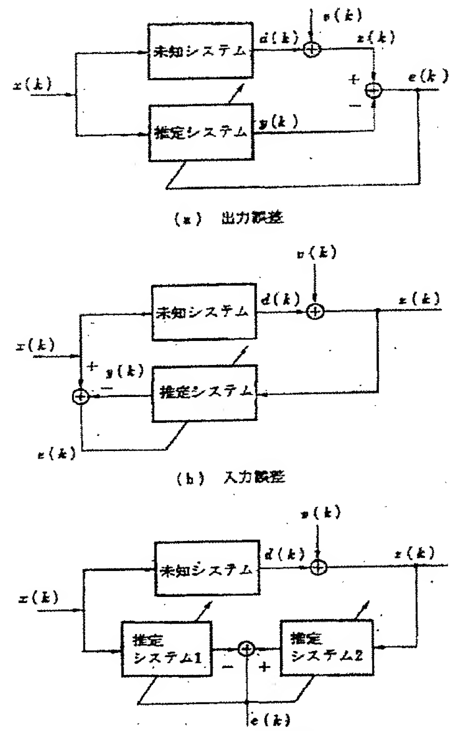
〔2〕 **入力誤差**　図10･1(b)に示したように，入力信号 $x(k)$ と，観測信号 $z(k)$ を入力とする推定システムの出力 $y(k)$ の差 $x(k)-y(k)$ を誤差とする．このとき，推定システムは未知システムの逆システム推定となる．

〔3〕 **一般化誤差**　図10･1(c)に示したように，先に説明した出力誤差と入力誤差を組み合わせたように定義される．特に，推定システム1と推定システム2の伝達関数をそれぞれ $A(z)$，$B(z)$ としたとき

$$\left.\begin{aligned} A(z) &= a_0 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_m z^{-m} \\ B(z) &= 1 + b_1 z^{-1} + \cdots + b_n z^{-n} \end{aligned}\right\} \qquad (10 \cdot 1)$$

なる場合，一般化誤差 $e(k)$ は

$$\begin{aligned} e(k) = {}& z(k) + b_1 z(k-1) + \cdots + b_n z(k-n) \\ & - a_0 x(k) - a_1 x(k-1) - \cdots - a_m x(k-m) \end{aligned} \qquad (10 \cdot 2)$$



(a) 出力誤差

(b) 入力誤差

(c) 一般化誤差

図 10・1　誤差の定義

と表される．

ここでは，紙面の都合上，入力信号 $[x(k), -\infty < k < \infty]$ に対して

$$d(k) = \sum_{i=0}^{M-1} w_i \cdot x(k-i) \qquad (10 \cdot 3)$$

で定まる信号 $[d(k), -\infty < k < \infty]$ を出力する未知システムに限定し，議論することにする．ここで，k はサンプリングの番号（時刻に相当する），$w_0, w_1, \cdots, w_{M-1}$ は，推定すべきインパルス応答，M はインパルス応答の個数である．また，$x(k)$ は確率過程とする．ここで，インパルス応答系列をベクトル表現すれば

$$W_M = (w_0, w_1, \cdots, w_{M-1})^T \qquad (10 \cdot 4)$$

ただし，^{T}：ベクトルの転置

となる．

一方，次の入出力関係

$$y(k)=\sum_{i=0}^{N-1} h_i \cdot x(k-i) \qquad (10 \cdot 5)$$

をもつ別のFIRディジタルフィルタを考える．ただし，h_iは，i番目のフィルタ係数（インパルス応答）である．係数h_iは，任意の値に書き換えることができるものとする．W_Mと同様に

$$h_N=(h_0, h_1, \cdots, h_{N-1})^T \qquad (10 \cdot 6)$$

と表記する．ここで，このFIRディジタルフィルタと，式（10·4）で示された未知システムのパラメータとの「距離」に関する何らかの評価量が定義され，かつこの評価量を最小にするようFIRディジタルフィルタの係数h_iを修正できる場合，このフィルタはアダプティブフィルタ，得られた係数h_iは推定値と呼ばれる．

さて，問題は評価量Jをどのように選ぶかである．ここでは，Jとして図10·1(a)に示したような出力誤差の2乗平均値を考えることにする．図10·1(a)は，観測信号$z(k)$と推定システムの出力$y(k)$の差の2乗平均値が最小になるようにアダプティブフィルタ係数が更新されていることを示している．同図(a)によれば，評価量Jは

$$J=E[e^2(k)]=E[\{z(k)-y(k)\}^2]$$
$$=E[\{(d(k)+v(k))-y(k)\}^2] \qquad (10 \cdot 7)$$

で与えられる．

パラメータ推定の目的からいえば，未知システムと推定システムのパラメータの「距離」を直接評価量とすることこそが重要である．しかし，未知システムのパラメータが文字どおり未知であるため，この評価量を直接利用することができず，式（10·7）の2乗平均値が評価量としてよく使われる．

10·1·3　パラメータ推定問題の定式化

ここでは，パラメータ推定の基礎とその結果得られた解の一般的な性質について解説する．10·1·2項で述べたように，パラメータ推定の問題は，適当に定められた評価量に関する最小化の問題として定式化できる．評価量Jは，式（10·7）のように

$$J=E[e^2(k)]=E[\{(d(k)+v(k))-y(k)\}^2] \qquad (10 \cdot 8)$$

で与えられている．式（10·8）に，アダプティブフィルタの入出力関係

$$y(k)=\sum_{i=0}^{N-1} h_i \cdot x(k-i) \qquad (10 \cdot 9)$$

を代入し，行列表現するとh_Nに関する2次関数

$$J=h_N^T A_{N,N}(k) h_N - 2h_N^T v_N(k) + E[z^2(k)] \qquad (10 \cdot 10)$$

が得られる．ただし

$$A_{N,N}(k)=E[x_N(k)x_N^T(k)] \qquad (10 \cdot 11)$$
$$v_N(k)=E[x_N(k)z(k)] \qquad (10 \cdot 12)$$
$$z(k)=d(k)+v(k) \qquad (10 \cdot 13)$$
$$d(k)=W_M^T x_M(k) \qquad (10 \cdot 14)$$
$$x_N(k)=(x(k), x(k-1), \cdots, x(k-N+1))^T \qquad (10 \cdot 15)$$
$$h_N=(h_0, h_1, \cdots, h_{N-1})^T \qquad (10 \cdot 16)$$
$$W_M=(w_0, w_1, \cdots, w_{M-1})^T \qquad (10 \cdot 17)$$

である．

さて，式（10·10）からわかるとおり，Jを最小化する問題は，いわゆる無制約最適化問題となる．更に，$A_{N,N}(k)$は正定値であることが知られており，Jはh_Nに関する最も代表的な凸関数で，唯一の最小値をもつことが示される[20]．ここでは，時刻kにおいてJを最小にする最適係数ベクトルh_Nを$h_N(\mathrm{opt}, k)$と表記することにする．$h_N(\mathrm{opt}, k)$は，両辺をh_Nで偏微分し，これを0とすれば得られる．即ち，式（10·10）の両辺をh_Nで偏微分すると

$$\frac{\partial J}{\partial h_N}=2A_{N,N}(k)h_N-2v_N(k) \qquad (10 \cdot 18)$$

となるので

$$h_N(\mathrm{opt}, k)=A_{N,N}^{-1}(k)v_N(k) \qquad (10 \cdot 19)$$

を得る．ただし，$A_{N,N}(k)$の正則性を仮定した．式（10·19）はウィーナー・ホッフの解と呼ばれている．

次に，真値ベクトルW_Mと$h_N(\mathrm{opt}, k)$の関係について簡単に述べる．ただし，MとNの大小関係は$M>N$とする．このとき，真値ベクトルの最初のN個の成分と残りの成分を

$$W_M=(\overbrace{w_0, w_1, \cdots w_{N-1}}^{F_N}, \underbrace{w_N, w_{N+1}, \cdots, w_{M-1}}_{R_{M-N}})^T \qquad (10 \cdot 20)$$

のように分割して考えれば，未知システムからの出力（観測信号）$z(k)$は

$$z(k)=x_N^T(k)F_N+x_{M-N}^T(k-N)R_{M-N}+v(k) \qquad (10 \cdot 21)$$

となる．従って，$v_N(k)$は

$$v_N(k)=E[x_N(k)\cdot x_N^T(k)]F_N$$
$$+E[x_N(k)\cdot\{x_{M-N}^T(k-N)R_{M-N}+v(k)\}]$$
$$=A_{N,N}(k)F_N+E[x_N(k)\cdot\{x_{M-N}^T(k-N)$$
$$\cdot R_{M-N}+v(k)\}] \qquad (10 \cdot 22)$$

と変形できる．このとき，$h_N(\mathrm{opt}, k)$は式（10·19）より

$$h_N(\mathrm{opt}, k)=F_N+B_N(k) \qquad (10 \cdot 23)$$

で与えられる．ただし，バイアスベクトル$B_N(k)$は

$$B_N(k)=A_{N,N}^{-1}(k)$$
$$\cdot E[x_N(k)\cdot\{x_{M-N}^T(k-N)R_{M-N}+v(k)\}] \qquad (10 \cdot 24)$$

である.

特別な場合として

$$E[x_N(k)\cdot x_{M-N}^T(k-N)]=0 \qquad (10\cdot 25)$$

$$E[x_N(k)\cdot v(k)]=0 \qquad (10\cdot 26)$$

を仮定すれば，最適係数ベクトル $h_N(\mathrm{opt}, k)$ は

$$h_N(\mathrm{opt}, k)=F_N \qquad (10\cdot 27)$$

となり，時刻と無関係に真値ベクトル W_M の最初の N 個の成分に一致する。

一方，$M\leq N$ の場合，バイアスベクトル $B_N(k)$ は

$$B_N(k)=A_{N,N}^{-1}(k)E[x_N^T(k)\cdot v(k)] \qquad (10\cdot 28)$$

で与えられる．従って，式 (10·26) が成立すれば，式 (10·27) と同様の関係

$$h_N(\mathrm{opt}, k)=W_N \qquad (10\cdot 29)$$

が得られる．ただし

$$W_N=(\overbrace{w_0, w_1, \cdots w_{M-1}}^{W_M}, \underbrace{0, 0, \cdots, 0}_{(N-M)\text{個}})^T \qquad (10\cdot 30)$$

である．

厳密に式 (10·25)，(10·26) が成立していなくても，実際の応用ではこれらを仮定できる場合も多い．また，バイアスベクトル $B_N(k)$ の影響が無視できない場合には $B_N(k)$ を適応的に推定し最適係数ベクトルから減算することも考えられる．

式 (10·19) に基づいて最適係数ベクトルを求める構成は，図 10·2 に示したように平均の操作と逆行列の計算を含んでおり実時間処理には適さない．そこで，この平均の操作と逆行列計算を逐次的に効率良く行う方法として再帰最小２乗法（以下，RLS）が発見されている[14][26]．更に，$A_{N,N}(k)$ が Toeplitz（テプリッツ）行列であることから，RLS の計算の手間を大幅に改善するいくつかの方法が知られている[15][28]．また，式 (10·19) は計画法（降下法）に基づいて解くこともできる．

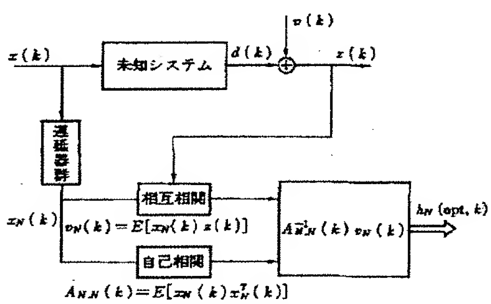


図 10·2　ウィーナー・ホッフフィルタの構成（信号のエルゴード性を仮定）

最も代表的な方法は最急降下法である．これらに属する高速算法に LMS アルゴリズム[10]，跳躍アルゴリズム[27] などがある．更に，学習同定法などのような直交射影定理に基づく算法[11][20]～[22] もある．

以下の節では，代表的な適応アルゴリズムとアダプティブフィルタの応用例について解説する．ただし，以下の議論で扱うすべての信号は定常な確率過程とし，エルゴード性を仮定する．

10・2　再帰最小２乗法（RLS）

ここでは，RLS の導出について解説する．RLS は，式 (10·19) を一度に解くのではなく $A_{N,N}$ や v_N を再帰的に求めながら $h_N(\mathrm{opt})$ を解く方法である．従って，推定ベクトル h_N は１サンプルごとに更新され，徐々に $h_N(\mathrm{opt})$ に近づく．

さて，信号の定常性とエルゴード性を仮定し

$$X_{k-N+2,N}(k)=\begin{bmatrix} x(k) & x(k-1) & \cdots & x(k-N+1) \\ x(k-1) & x(k-2) & \cdots & x(k-N) \\ \vdots & & \cdots & \\ x(N-1) & x(N-2) & \cdots & x(0) \end{bmatrix} \qquad (10\cdot 31)$$

なる量を定義すれば，時刻 k における $A_{N,N}$，v_N の推定値 $\bar{A}_{N,N}$，$\bar{v}_N$ はそれぞれ

$$\bar{A}_{N,N}(k)=\frac{1}{k-N+2}X_{k-N+2,N}^T(k)X_{k-N+2,N}(k) \qquad (10\cdot 32)$$

$$\bar{v}_N(k)=\frac{1}{k-N+2}X_{k-N+2,N}^T(k)z_{k-N+2}(k) \qquad (10\cdot 33)$$

となる．ただし

$$z_{k-N+2}(k)=(z(k), z(k-1), \cdots, z(N-1))^T \qquad (10\cdot 34)$$

である．ここで

$$A_{N,N}=\bar{A}_{N,N}(k), \qquad k\to\infty \qquad (10\cdot 35)$$

$$v_N=\bar{v}_N(k), \qquad k\to\infty \qquad (10\cdot 36)$$

であるから，式 (10·19) より

$$h_N(\mathrm{opt})=[X_{k-N+2,N}^T(k)X_{k-N+2,N}(k)]^{-1}\cdot X_{k-N+2,N}^T(k)z_{k-N+2}(k). \qquad k\to\infty \qquad (10\cdot 37)$$

を得る．従って，時刻 k までに得られたデータを使った h_N の推定ベクトルを $h_N(k+1)$ とし

$$h_N(k+1)=[X_{k-N+2,N}^T(k)X_{k-N+2,N}(k)]^{-1}\cdot X_{k-N+2,N}^T(k)z_{k-N+2}(k) \qquad (10\cdot 38)$$

と置くことができる．明らかに式 (10·38) は $k\to\infty$ において $h_N(\mathrm{opt})$ に一致する．

さて，次の課題は式（10·38）の右辺を現在までに得られたデータを有効に利用しつつ新たなデータを付け加えながら計算する再帰的計算表現に変形することである．このために

$$P_{N,N}(k)=[X^T_{k-N+2,N}(k)X_{k-N+2,N}(k)]^{-1} \quad (10\cdot39)$$

なる量を定義する．式（10·38）は

$$\begin{aligned} h_N(k+1)=&[X^T_{k-N+1,N}(k-1)X_{k-N+1,N}(k-1)\\ &+x^T_N(k)x_N(k)]^{-1}\\ &\cdot[X^T_{k-N+1,N}(k-1)z_{k-N+1}(k-1)\\ &+x_N(k)z(k)] \end{aligned} \quad (10\cdot40)$$

と変形できるので，よく知られた逆行列の公式

$$(A+BC)^{-1}=A^{-1}-A^{-1}B(I+CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1} \quad (10\cdot41)$$

と式（10·39）からその第1項は

$$\begin{aligned} &[X^T_{k-N+1,N}(k-1)X_{k-N+1,N}(k-1)+x^T_N(k)x_N(k)]^{-1}\\ &=P_{N,N}(k-1)-\frac{P_{N,N}(k-1)x_N(k)}{1+x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)x_N(k)}\\ &\quad\cdot x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)\\ &=P_{N,N}(k-1)-k_N(k)x^T_N(k)P_{N,N}(k-1) \end{aligned} \quad (10\cdot42)$$

となる．ただし

$$k_N(k)=\frac{P_{N,N}(k-1)x_N(k)}{1+x_N^T(k)P_{N,N}(k-1)x_N(k)} \quad (10\cdot43)$$

と置いた．ここで，式（10·42）左辺は $P_{N,N}(k)$ であるので，$P_{N,N}(k)$ は $P_{N,N}(k-1)$ から

$$P_{N,N}(k)=P_{N,N}(k-1)-k_N(k)x^T_N(k)P_{N,N}(k-1) \quad (10\cdot44)$$

のように得ることができる．従って，式（10·40）は

$$\begin{aligned} h_N(k+1)=&[P_{N,N}(k-1)\\ &-k_N(k)x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)]\\ &\cdot[X^T_{k-N+1,N}(k-1)z_{k-N+1}(k-1)\\ &+x_N(k)z(k)]\\ =&P_{N,N}(k-1)X^T_{k-N+1,N}(k-1)z_{k-N+1}(k-1)\\ &-k_N(k)x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)\\ &\cdot X^T_{k-N+1,N}(k-1)z_{k-N+1}(k-1)\\ &+[I_{N,N}-k_N(k)x^T_N(k)]\\ &\cdot P_{N,N}(k-1)x_N(k)z(k) \end{aligned} \quad (10\cdot45)$$

となる．更に式（10·45）は，次に述べるような表現に変形することができる．まず，式（10·38），（10·39）より

$$\begin{aligned} &P_{N,N}(k-1)X^T_{k-N+1,N}(k-1)z_{k-N+1}(k-1)\\ &=[X^T_{k-N+1,N}(k-1)X_{k-N+1,N}(k-1)]^{-1}\\ &\quad\cdot X^T_{k-N+1,N}(k-1)z_{k-N+1}(k-1)\\ &=h_N(k) \end{aligned} \quad (10\cdot46)$$

を得る．また，式（10·43）より

$$\begin{aligned} &k_N(k)[1+x_N^T(k)P_{N,N}(k-1)x_N(k)]\\ &=P_{N,N}(k-1)x_N(k) \end{aligned} \quad (10\cdot47)$$

であるから，これを変形すれば

$$k_N(k)=[I_{N,N}-k_N(k)x_N^T(k)]P_{N,N}(k-1)x_N(k) \quad (10\cdot48)$$

となる．ただし，$I_{N,N}$ は N 行 N 列の単位行列である．従って、式（10·46），（10·48）より，式（10·45）は

$$h_N(k+1)=h_N(k)+k_N(k)[z(k)-x^T_N(k)h_N(k)] \quad (10\cdot49)$$

のような再帰的計算方式に変形できる．以上をまとめると，表10·1に示すようなRLSの計算手順が得られる．

表 10・1　RLSの計算手順1

$$\begin{aligned} &k_N(k)=\frac{P_{N,N}(k-1)x_N(k)}{1+x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)x_N(k)}\\ &P_{N,N}(k)=[I_{N,N}-k_N(k)x^T_N(k)]P_{N,N}(k-1)\\ &h_N(k+1)=h_N(k)+k_N(k)\\ &\qquad\cdot[z(k)-x^T_N(k)h_N(k)] \end{aligned}$$

表10·1に示したRLSは次のように変形することもできる．まず，式（10·44）の両辺に右から $x_N(k)$ を掛け，式（10·48）を使えば

$$\begin{aligned} &P_{N,N}(k)x_N(k)\\ &\quad=P_{N,N}(k-1)x_N(k)\\ &\qquad-k_N(k)x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)x_N(k)\\ &\quad=[I_{N,N}-k_N(k)x^T_N(k)]P_{N,N}(k-1)x_N(k)\\ &\quad=k_N(k) \end{aligned} \quad (10\cdot50)$$

を得る．式（10·50）より得られた $k_N(k)$ を表10·1に示した手順の3番目に代入し，表10·1の1番目の手順を2番目に代入すれば，表10·2に示す手順となる．

表 10・2　RLSの計算手順2

$$\begin{aligned} &P_{N,N}(k)=P_{N,N}(k-1)\\ &\qquad-\frac{P_{N,N}(k-1)x_N(k)x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)}{1+x^T_N(k)P_{N,N}(k-1)x_N(k)}\\ &h_N(k+1)=h_N(k)+P_{N,N}(k)x_N(k)\\ &\qquad\cdot[z(k)-x^T_N(k)h_N(k)] \end{aligned}$$

さて，表10·1あるいは表10·2に示した手順を実行するには，初期値 $h_N(0)$，$P_{N,N}(0)$ を決めてやらなければならない．これらについては

$$\left.\begin{aligned} &h_N(0)=\text{（任意）}\\ &P_{N,N}(0)=cI_{N,N}\quad\text{（}c\text{は十分大きな正数）} \end{aligned}\right\} \quad (10\cdot51)$$

のように選ばれる．詳細は文献(14)(26)を参照されたい．

10・3　LMSアルゴリズム

ここでは，LMSアルゴリズム[5][30]（以下，LMSという）とその基礎となっている最急降下法について述べる．まず最急降下法について簡単な解説を行う．

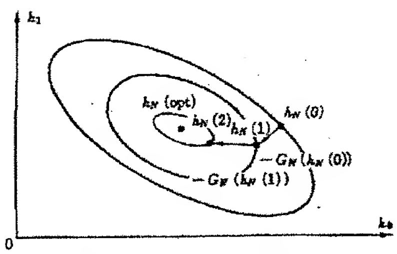


図 10・3　$E[e^2(k)]$ の等高線

任意の h_N におけるこう配ベクトル $G_N(h_N)$ を

$$G_N(h_N)=2A_{N,N}h_N-2v_N \qquad (10\cdot52)$$

と定義する〔式 (10・18)参照〕. 式 (10・10) はパラメータ h_N の2次形式となっており, 評価量 J を最小にする h_N はただ一つ存在する. 図10・3はこの様子を $N=2$ の場合について説明したものである. 図10・3に示した曲線は, 係数 h_0, h_1 の変化に対し J の値の等しい集合である. また, $G_N(h_N)$ は任意の係数 h_N におけるこう配に等しく, 等高線上の法線方向に一致している. 従って, 任意の点 $h_N(0)$ を初期値とし, $h_N(0)$ を $-G_N(h_N(0))$ 方向に適当に移動することにより $h_N(1)$ における J を $h_N(0)$ における J よりも小さくすることができる. ただし, $h_N(j-1)$ は h_N の j 番目の修正値である. これを繰り返せば, $h_N(j)$ は $h_N(\mathrm{opt})$ に限りなく近づく. 以上のアルゴリズムをまとめると

$$h_N(j)=h_N(j-1)-0.5\alpha(j)G_N(h_N(j-1)),\quad j=1,2,\cdots \qquad (10\cdot53)$$

となる. 式 (10・53) は最急降下法, $\alpha(j)$ はステップゲインと呼ばれる. また, ステップゲインについた係数0.5は, 後の式変形を簡略化するためのものであり, 特に意味はない. この構成を図10・4に示す.

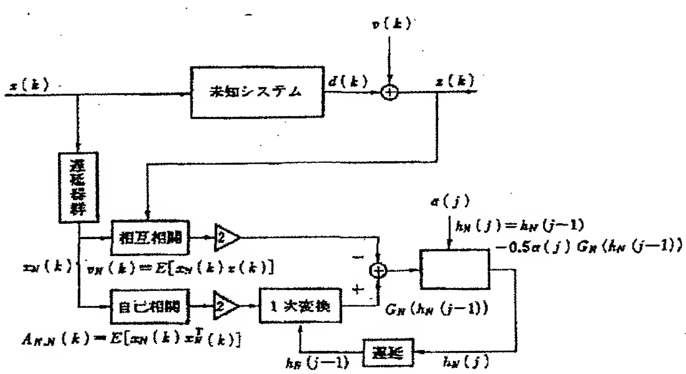


図 10・4　ウィーナー・ホッフの解を最急降下法で求める構成

次に, 式 (10・53) に従って h_N を修正した場合の $h_N(\mathrm{opt})$ と $h_N(j)$ の距離の変化について述べる. このために, 誤差ベクトルを

$$E_N(j)=h_N(j)-h_N(\mathrm{opt}) \qquad (10\cdot54)$$

と定義する. 式 (10・54) は, 式 (10・19), (10・52), (10・53) から

$$\begin{aligned}E_N(j)&=[h_N(j-1)-0.5\alpha(j)G_N(h_N(j-1))]\\&\quad-h_N(\mathrm{opt})\\&=(h_N(j-1)-h_N(\mathrm{opt}))\\&\quad-0.5\alpha(j)G_N(h_N(j-1))\\&=E_N(j-1)-0.5\alpha(j)(2A_{N,N}\cdot h_N(j-1)\\&\quad-2v_N)\\&=E_N(j-1)-\alpha(j)A_{N,N}[h_N(j-1)\\&\quad-A_{N,N}^{-1}\cdot v_N]\\&=(I_{N,N}-\alpha(j)A_{N,N})E_N(j-1),\\&\quad j=1,2,3,\cdots\end{aligned} \qquad (10\cdot55)$$

と変形できる. 従って, 誤差ベクトル $E_N(j)$ の変化は

$$E_N(j)=\prod_{n=1}^{j}(I_{N,N}-\alpha(n)A_{N,N})\cdot E_N(0) \qquad (10\cdot56)$$

で与えられる. $E_N(j)$ の大きさが j の増加に対し小さくなるかどうかは, ステップゲイン $\alpha(j)$, および $A_{N,N}$ (入力信号の性質)に依存していることがわかる. このような性質をより明確にするために $A_{N,N}$ を

$$A_{N,N}=Q_{N,N}\cdot D_{N,N}\cdot Q_{N,N}^T \qquad (10\cdot57)$$

と変形する. ただし, $Q_{N,N}$ は $A_{N,N}$ の固有ベクトルを列ベクトルにもつ直交行列

$$Q_{N,N}^T=Q_{N,N}^{-1} \qquad (10\cdot58)$$

である. また, $D_{N,N}$ は $A_{N,N}$ の固有値を対角要素とする対角行列

$$D_{N,N}=\mathrm{Diag}(\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_N),\quad \lambda_1\leq\lambda_2\leq\cdots\leq\lambda_N \qquad (10\cdot59)$$

である. 従って

$$\begin{aligned}&I_{N,N}-\alpha(j)A_{N,N}\\&=Q_{N,N}[I_{N,N}-\alpha(j)D_{N,N}]Q_{N,N}^T\end{aligned} \qquad (10\cdot60)$$

となり, 式 (10・56), (10・58), (10・60) より

$$E_N(j)=Q_{N,N}\prod_{n=1}^{j}(I_{N,N}-\alpha(n)D_{N,N})\cdot Q_{N,N}^T\cdot E_N(0) \qquad (10\cdot61)$$

を得る. ここで, 各修正ごとに $\alpha(j)$ の値を $A_{N,N}$ の固有値 λ_i の逆数に選べば

$$
\begin{aligned}
\prod_{n=1}^{j}(I_{N,N}-\alpha(n)D_{N,N}) &= \prod_{n=1}^{j}(I_{N,N}-\lambda_n^{-1}\cdot D_{N,N}) \\
&= \mathrm{diag}(0,1-\lambda_1^{-1}\lambda_2,\cdots,1-\lambda_1^{-1}\lambda_N) \\
&\quad\cdot\mathrm{diag}(1-\lambda_2^{-1}\lambda_1,0,1-\lambda_2^{-1}\lambda_3,\cdots,1-\lambda_2^{-1}\lambda_N) \\
&\quad\vdots \\
&\quad\cdot\mathrm{diag}(1-\lambda_N^{-1}\lambda_1,\cdots,1-\lambda_N^{-1}\lambda_{N-1},0) \\
&= 0_{N,N}
\end{aligned}
\qquad (10\cdot62)
$$

となり，N 回以下の修正で $h_N(j)$ は $h_N(\mathrm{opt})$ に一致する．例えば適当な大きさの白色信号を入力信号とすれば，$A_{N,N}$ は単位行列となる．従って，$\alpha(j)=1$ ($j=1, 2, \cdots$) とすれば１回の修正で最適解が得られることがわかる．ステップゲインを毎回変化させず固定する場合には，$A_{N,N}$ の固有値の大きさが一様なほど最適解に速く近づくことが理解されよう．一方，音声信号などのような有色信号では最大固有値と最小固有値の比は非常に大きくなり，ステップゲインを固定した場合には収束速度はかなり劣化する．また，ここで述べた性質は次の LMS についてもある程度保存されている．

以上述べたことは，パラメータ推定を行うに必要な統計量 ($A_{N,N}$, v_N, あるいは $G_N(h_N)$) がわかっている場合の議論であった．しかし，実際の応用では，これら統計量を計算するだけの時間を許されない場合も多い．次に，Widrow と Hoff により提案された LMS について解説する．

式 (10·53) から平均操作を省略すると，式 (10·53) は

$$
\begin{aligned}
h_N(j) &= h_N(j-1)-0.5\,\alpha(j) \\
&\quad\cdot[2x_N(k)x_N^T(k)h_N(j-1)-2x_N(k)d(k)]
\end{aligned}
\qquad (10\cdot63)
$$

と変形できる〔式 (10·52)，(10·11)，および (10·12) 参照〕．LMS は，式 (10·63) において $j=k+1$ および $\alpha(j)=\alpha$ とすれば得られる．即ち

$$
\begin{aligned}
h_N(k+1) &= h_N(k)-\alpha[y(k)-d(k)]x_N(k) \\
&= h_N(k)+\alpha e(k)x_N(k)
\end{aligned}
\qquad (10\cdot64)
$$

である．このように，時刻 k におけるデータから次の時刻に使用する推定ベクトル h_N が繰り返し得られる．また，ステップゲイン α の選択は，最急降下法の解説で述べたように入力信号の統計的性質により決定される．次の α の範囲

$$
0<\alpha<\frac{2}{\sum_{k=1}^{N}\lambda_k} \qquad (10\cdot65)
$$

において，評価量 $J=E[e^2(k)]$ は 0 に近づくことが知られている[23]．ただし，λ_N は $A_{N,N}$ の最大固有値である．また初期値 $h_N(0)$ は任意の点である．この構成を図 10·5 に示す．

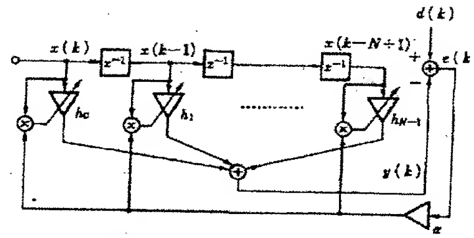


図 10·5　LMS アルゴリズムの構成

10·4　学習同定法

ここでは南雲と野田により提案された学習同定法[11]について解説する．以下の議論では特に断らない限り未知システムと既知システムの次数は等しく ($M=N$)，観測雑音 $v(t)$ は存在しない ($v(t)=0$) と仮定して議論を進める．

いま，時刻 k でアダプティブフィルタの出力 $y(k)$ が未知システムの出力 $d(k)$ に等しいと考える．即ち

$$
d(k)=[x(k),x(k-1),\cdots,x(k-N+1)]\begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \vdots \\ h_{N-1} \end{bmatrix} \qquad (10\cdot66)
$$

である．明らかに，未知システムのパラメータ W_N (真値ベクトル) は式 (10·66) を満足する．しかし，アダプティブフィルタのパラメータ h_N (推定ベクトル) は W_N に等しいとは限らない．すべての入力信号に対し式 (10·66) が成立するときに限り $h_N=W_N$ となる．このように，式 (10·66) を満足する h_N は真値ベクトルを含むいわゆる解の集合となる．そこで，式 (10·66) を満足する h_N の代表ベクトル $h_N(k+1)$ を図 10·6 に示したように，適当に定めた任意の点から解の集合に下ろした垂線の足と考える．解の集合は，式 (10·66) からわ

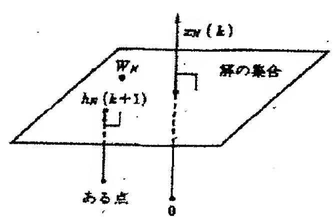


図 10·6　解の集合

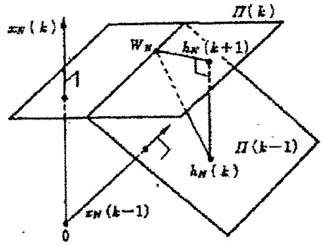


図 10・7　学習同定法で得られる解の幾何学的関係

かるように状態ベクトル $x_N(k)$ に直交している．更に，W_N はこの解集合に含まれるので，$h_N(k+1)$ はある点から $x_N(k)$ 方向に係数を修正したとき最も W_N に近い点である．

さて，このようなことを繰り返して $h_N(k+1)$ を W_N に接近させるためには，適当に定めたある点よりも W_N により近い $h_N(k)$ を次の係数修正の初期値とすればよい．この様子を図10・7に示す．図10・7において $\Pi(k-1)$，$\Pi(k)$ はそれぞれ時刻 $k-1$，k における解集合である．別の言い方をすれば，時刻 $k-1$，k にそれぞれ所望信号 $d(k-1)$，$d(k)$ と等しくなるアダプティブフィルタ係数の集合である．また，解ベクトル W_N は，すべての状態ベクトル[$x_N(k)$ $(-\infty<k<\infty)$]に対し所望の信号 $d(k)$ となる点であるから，すべての解集合 [$\Pi(k)$ $(-\infty<k<\infty)$] の交点に位置している．

以上のことをまとめれば

$$\begin{aligned} h_N(k+1) &= h_N(k)+\{h_N(k+1)-h_N(k)\} \\ &= h_N(k) + \underbrace{\frac{\{W_N-h_N(k)\}^T\{h_N(k+1)-h_N(k)\}}{\|h_N(k+1)-h_N(k)\|}}_{\text{修正量}} \cdot \underbrace{\frac{h_N(k+1)-h_N(k)}{\|h_N(k+1)-h_N(k)\|}}_{\text{修正方向}} \end{aligned} \quad (10\cdot 67)$$

となる．ただし，$\|\cdot\|$ はベクトルのユークリッドノルムを表し，要素の２乗和の平方根と定義する．ここで

$$\frac{h_N(k+1)-h_N(k)}{\|h_N(k+1)-h_N(k)\|}=\frac{x_N(k)}{\|x_N(k)\|} \quad (10\cdot 68)$$

$$\begin{aligned} \{W_N-h_N(k)\}^T x_N(k) &= d(k)-y(k) \\ &= e(k) \end{aligned} \quad (10\cdot 69)$$

が成立するので，式 (10・67) は

$$h_N(k+1)=h_N(k)+\frac{x_N(k)}{\|x_N(k)\|^2}e(k) \quad (10\cdot 70)$$

のように変形できる．学習同定法は，式 (10・70) の修正ベクトルにステップゲインを掛け

$$h_N(k+1)=h_N(k)+\alpha\frac{x_N(k)}{\|x_N(k)\|^2}e(k) \quad (10\cdot 71)$$

で与えられる．

前述した仮定 ($M=N$，$v(k)=0$) が成立していれば，式 (10・70) により更新されたアダプティブフィルタ係数 $h_N(k+1)$ は，初期値によらずその更新に要した状態ベクトル $x_N(k)$ に対し，所望の信号を与えるという特徴を有している．また，未知システムのパラメータが変動した場合も時刻 k に限定すればこの特徴は保存される．

10・5　ブロック適応アルゴリズム

ここでは，10・4節で述べた学習同定法にブロック処理の概念を導入したBOPアルゴリズム（以下，BOPという），および周波数領域におけるBLMSアルゴリズム（以下，BLMSという）について説明する．

10・5・1　BOPアルゴリズム

ここでは特に断らない限り未知システムと既知システムの次数は等しく ($M=N$)，観測雑音 $v(t)$ は存在しない ($v(t)=0$) と仮定して議論を進める．式 (10・66) に対応する式は

$$X_{rN}(k)\cdot h_N=d_r(k) \quad (10\cdot 72)$$

である．ただし，時刻 k における状態行列 $X_{rN}(k)$，所望信号ベクトル $d_r(k)$ はそれぞれ

$$X_{rN}(k)=\begin{bmatrix} x(k) & x(k-1) & \cdots & x(k-N+1) \\ x(k-1) & x(k-2) & \cdots & x(k-N) \\ & & \vdots & \\ x(k-r+1) & x(k-r+2) & \cdots & x(k-r-N+2) \end{bmatrix} \quad (10\cdot 73)$$

$$d_r(k)=[d(k), d(k-1), \cdots, d(k-r+1)]^T \quad (10\cdot 74)$$

で与えられる．ここで，r はブロック長と呼ばれる量であって，処理はこのブロック長を一つの単位として行われる．また，ブロック長は係数ベクトルのサイズを超えないことを前提とする．即ち

$$r\leq N \quad (10\cdot 75)$$

である．BOPアルゴリズムでは，係数修正は r サンプルごとに行われるので，サンプルごとに修正する方式に比べ，1サンプル当りの演算量は $1/r$ となる．

さて，ブロック番号 $L-1$ と L において

$$X_{rN}\{(L-1)r\}h_N^{(L)}=d_r\{(L-1)r\} \quad (10\cdot 76)$$

$$X_{rN}(Lr)h_N^{(L+1)}=d_r(Lr) \quad (10\cdot 77)$$

が成立する．ただし，$h_N^{(L)}$，$h_N^{(L+1)}$ はそれぞれブロック番号 $L-1$，L における解空間上の任意のベクトルである（10·4節参照）．また，ブロック番号 $L-1$，L における解空間を $\Pi^{(L-1)}$，$\Pi^{(L)}$ とすれば，これらは状態行列 $X_{rN}\{(L-1)r\}$，$X_{rN}(Lr)$ の列ベクトルが張る空間 $S^{(L-1)}$，$S^{(L)}$ とそれぞれ直交している．従って，やや抽象的な面もあるが，図 10·7 において

$$\begin{aligned} X_N(k-1) &\to S^{(L-1)} \\ X_N(k) &\to S^{(L)} \\ h_N(k) &\to h_N^{(L)} \\ h_N(k+1) &\to h_N^{(L+1)} \end{aligned} \tag{10·78}$$

と読み換えればブロック適応アルゴリズム版学習同定法を導くことができる．L 番目のブロックにおいて使用したアダプティブフィルタ係数を $h_N^{(L)}$ とすれば，式(10·77) より

$$X_{rN}(Lr)\{h_N^{(L+1)}-h_N^{(L)}\}=e_r(Lr) \tag{10·79}$$

が成立する．ただし，$e_r(Lr)$ は出力誤差ベクトルで所望信号ベクトル $d_r(Lr)$ と出力信号ベクトル $y_r(Lr)$ の差

$$\begin{aligned} e_r(Lr) &= d_r(Lr)-y_r(Lr) \\ y_r(Lr) &= (y(Lr),\ y(Lr-1),\ \cdots,\ y(Lr-r+1))^T \end{aligned} \tag{10·80}$$

で与えられる．式 (10·79) を満足する $h_N^{(L+1)}$ は無数に存在するが，$h_N^{(L)}$ から解空間 $\Pi^{(L)}$ に直交射影した点は，$\|h_N^{(L+1)}-h_N^{(L)}\|$ を最小にする．従って，$h_N^{(L+1)}$ は

$$\left.\begin{aligned} &X_{rN}(Lr)\{h_N^{(L+1)}-h_N^{(L)}\}=e_r(Lr) \\ &\min\|h_N^{(L+1)}-h_N^{(L)}\| \end{aligned}\right\} \tag{10·81}$$

なる制約条件付き連立方程式の解となる．式 (10·81) の解は一般に，Moore-Penrose（ムーア・ペンローズ）の一般逆行列を使い

$$h_N^{(L+1)}-h_N^{(L)}=X_{rN}^{+}(Lr)\,e_r(Lr) \tag{10·82}$$

のように表現することができる．ただし，$X_{rN}^{+}(Lr)$ は $X_{rN}(Lr)$ の Moore-Penrose 形一般逆行列である．

BOP は，式 (10·82) にステップゲインを付け

$$h_N^{(L+1)}=h_N^{(L)}+\alpha X_{rN}^{+}(Lr)\,e_r(Lr) \tag{10·83}$$

で与えられる．BOP は学習同定法と同様，任意の初期値から計算を始めても１回の修正で解空間に到達することができる特徴をもっている．式 (10·83) の計算に必要な乗算回数は通常，r^2N に比例することが知られているが，係数修正が r サンプルごとであることから，1 サンプル当りに換算すれば rN のオーダになり，r を小さく選べば現在の技術でも十分に処理できると考えられる．BOP の具体的な計算方法や諸性質については紙面の都合上割愛するが，詳細は文献(23)(24) を参照されたい．なお，実際の応用では有限語長演算による影響を考慮し，あまり正確に $X_{rN}^{+}(Lr)e_r(Lr)$ を計算しないほうが，より良い結果となることが多い．

10·5·2　BLMS アルゴリズム

10·3 節で述べたように，LMS は最急降下法において，各統計量の推定値として

$$A_{N,N} \to x_N(k)x_N^T(k) \tag{10·84}$$

$$v_N \to x_N(k)z(k) \tag{10·85}$$

としたうえで式(10·52)を計算し，式(10·53)において

$$j \to k+1 \tag{10·86}$$

として得られた．BLMS は

$$A_{N,N} \to \frac{1}{r}\sum_{k=rL}^{r(L+1)-1} x_N(k)x_N^T(k) \tag{10·87}$$

$$v_N \to \frac{1}{r}\sum_{k=rL}^{r(L+1)-1} x_N(k)z(k) \tag{10·88}$$

から得られる．ただし，r はブロック長である．このとき式 (10·53) は

$$h_N(j)=h_N(j-r) - \frac{\alpha(j)}{r}\left[\sum_{k=rL}^{r(L+1)-1} x_N(k)x_N^T(k)h_N(j-r) - \sum_{k=rL}^{r(L+1)-1} x_N(k)z(k)\right] \tag{10·89}$$

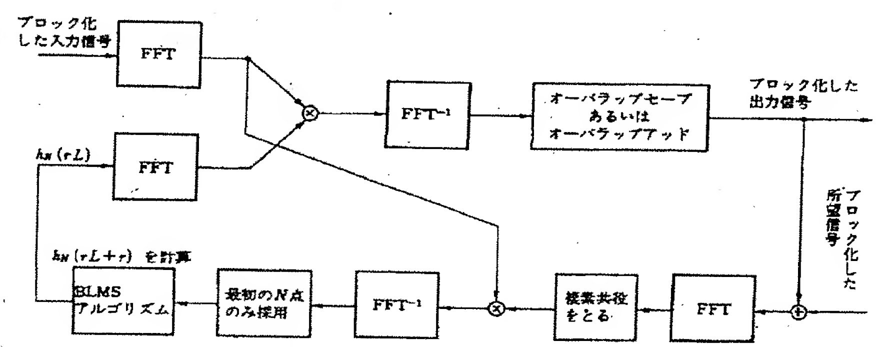


図 10·8　BLMS を用いたアダプティブフィルタ

となる．ただし，Lはブロック番号である．更に，$j=rL+r$および$\alpha(j)=\alpha$とすればBLMSとして知られるアルゴリズム

$$h_N(rL+r)=h_N(rL)+\frac{\alpha}{r}\sum_{k=rL}^{r(L+1)-1}x_N(k)e(k) \qquad (10\cdot90)$$

を得る．ここで，$rL\leq k\leq r(L+1)-1$において

$$e(k)=d(k)-x_N^T(k)h_N(rL) \qquad (10\cdot91)$$

である．

通常BLMSはFFTと共に用いられる．周知のように，FFTを用いた周波数領域におけるフィルタリングは，時間領域のそれに比べ乗算回数が少ないという利点があるからである[30]．BLMSを周波数領域に基づく信号処理システムに用いた場合の構成を図10·8に示す．

このほかに，パラメータの更新を直接周波数領域で行う方法もあるが詳細は文献(6)(7)(17)(18)(31)を参照されたい．また，BLMSの収束速度の向上を図った跳躍アルゴリズムについては10-6節で説明する．

（久保田一）

10・6 跳躍アルゴリズム[27][32]

FIR形適応フィルタの誤差曲面は以下のように$\Delta h_n=h_n-w$に対する２次形式で表される．

$$E[e_n^2]=E[\Delta h_n^T R\Delta h_n] \qquad (10\cdot92)$$

$$=E[v_n^T\Lambda v_n] \qquad (10\cdot93)$$

$$=\sum_{i=0}^{N-1}\lambda_i E[v_i^2(n)] \qquad (10\cdot94)$$

ただし，入力信号の自己相関行列の固有値分解を

$$R=V\Lambda V^T,\qquad VV^T=1$$

$$\Lambda=\mathrm{diag}[\lambda_0,\cdots,\lambda_{N-1}]$$

とし，$v_n=V^T\Delta h_n$とする．固有値λ_iは，誤差曲面のi番目の主軸（固有ベクトル）方向における曲率であることが知られている[33]．従って，誤差のエネルギー成分の大きい主軸方向上に誤差曲面が急峻である．このような誤差関数に対して，ニュートン・ラフソン（Newton-Raphson）法の変形であるRLS法が，最も速い収束をもたらすが，一方，入力信号の自己相関が強いとき，誤差のエネルギーは一部分の固有ベクトル方向にのみ集中して，誤差曲面がこれらの方向に急峻であり，ほかの固有値の小さい方向には非常に緩やかになる．このように入力相関行列が退化に近いとき，RLSなどの算法は不安定となる．その理由は，平坦な方向上の重みは２乗誤差に貢献が少ないゆえに，これらの重みのオーバシュートも２乗誤差を最小にすることによって，抑制できないからである．従って，固有値の異なる方向に異なる更新ステップサイズを用いるのが理想である．一方，入力信号が相関の強いとき，こう配ベクトルは最適解への方向から大きくずれているので，この方向上に更新するこう配形算法の高速化も困難である．

跳躍アルゴリズムはこのような問題を解決するために提案された．この算法はこう配方向に更新を行うが，ステップサイズは入力信号の自己相関行列の固有値の逆数を用いる．

$$h_{n+1}=h_n-\frac{1}{\hat{\lambda}_i}\nabla_n,\qquad i=0,1,\cdots,N-1 \qquad (10\cdot95)$$

ただし，∇_nはこう配ベクトルの推定値で，$\hat{\lambda}_i$ ($i=0,1,\cdots,N-1$) は固有値の推定値である．実時間処理のとき，$\hat{\lambda}_i$はKLTの良い近似であるDCT（4章を参照）などの算法によって計算される．時間nが進むにつれ，ステップサイズとして$1/\hat{\lambda}_i$ ($i=0,1,\cdots,N-1$) を小さい順に繰り返して適用していく．大きいものは適用時間も長く，ある下限より小さい$\hat{\lambda}_i$は放棄される．

また，ブロック算法として実現されるとき次のような形をとる．

$$h_{m+1}=h_m-\frac{1}{N\lambda_i}\sum_{l=0}^{N-1}e(mN+l)x(mN+l),$$

$$i=0,1,\cdots,N-1 \qquad (10\cdot96)$$

ここで，mはブロック番号である．このとき，固有値推定のためのDCTとブロック処理用の畳込み演算にスライディングFFTなどの高速算法が利用できるので，全体の計算量はブロック学習同定法と同程度となる．

跳躍アルゴリズムは以下の更新原理に基づいている．FIR形適応フィルタにおいて，係数ベクトルh_mが式(10·96)によって更新されるとき，入力信号の時間相関行列$R_m=\sum_{l=0}^{N-1}x(mN+l)x(mN+l)^T$とその固有値分解を

$$R_m=V_m\Lambda_m V_m^T,\qquad V_mV_m^T=1$$

$$\Lambda_m=\mathrm{diag}[\lambda_0(m),\cdots,\lambda_{N-1}(m)]$$

とすると，$v_m=V_m\Delta h_m$

$$v_{m+1}=(I-\mu\Lambda_m)v_m \qquad (10\cdot97)$$

となる．即ち

$$\begin{bmatrix} v_0(m)\\ v_1(m)\\ \vdots\\ v_{N-1}(m)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}1-\mu\lambda_0 & & & 0\\ & 1-\mu\lambda_1 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & 1-\mu\lambda_{N-1}\end{bmatrix}\begin{bmatrix} v_0(m-1)\\ v_1(m-1)\\ \vdots\\ v_{N-1}(m-1)\end{bmatrix} \qquad (10\cdot98)$$

ステップサイズとして$\mu=1/\lambda_i$を用いて更新すると，ベクトルv_mのi番目の成分$v_i(m)$は0になる．これはv_mはこう配方向に進み，ちょうどこう配ベクトルの延

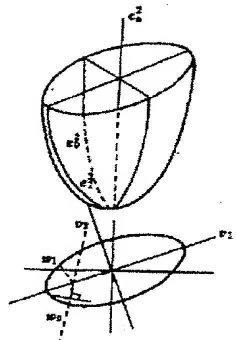


図 10・9　誤差曲面と２次元のパラメータ空間における最適更新位置

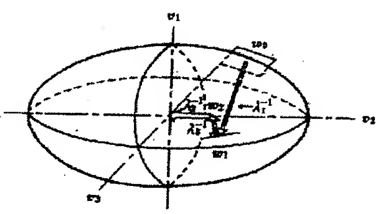


図 10・10　３次元パラメータ空間における最適更新ルート

長線と第 i 主軸の直交補空間 $S_i^{\perp}$ との交差点で止まることに相当する。従って，重み係数空間は次元の一つ低くなった部分空間 $S_i^{\perp}$ となる．このような交差点は，常にこう配方向上に存在して，これらは v_m を更新する最適な停止位置となる。同様にして，ほかの λ_j の逆数をステップサイズとして用いたとき，v_m は，更に次元の一つ低くなった，第 i と第 j 主軸の直交補空間 $S_{ij}^{\perp}$ のなかに入る。従って N 回このような更新を行った後，v_m は誤差曲面の最小点に達する。

図 10・9，図 10・10 は，このこう配方向上の最適停止位置とこれらをたどった更新過程を示したものである。図 10・9 に $N=2$，図 10・10 に $N=3$ の場合のパラメータ空間内更新ルートを示している。

跳躍アルゴリズムは次のような性質が知られている．大きな固有値は誤差曲面上の急峻な方向に対応しているので，これらの逆数となる小さなステップサイズは速い収束をもたらす。逆に，小さな固有値が対応する方向に誤差曲面は緩やかであるため、これらの逆数となる大きなステップサイズは遅い収束モードに対応する．よって，小さなステップサイズを主に用いて更新すると，収束が速く，誤調節も小さい適応性能が得られる。

10・7　IIR 形適応フィルタ

一般に，線形系をモデル化するとき，有理伝達関数を有する形式は最も自然である．実際に，インパルス応答が非常に長い，または減衰振動を含む未知系を近似するとき，多項式伝達関数を有する FIR 形フィルタを用いるより，有理伝達関数を有する IIR 形フィルタを用いたほうが能率は良い．従って，IIR 形適応フィルタの研究が注目されている．

適応フィルタがシステム同定に適用されたときの定式化において，未知系の入力を x_n，未知系の出力（所望信号）を d_n，出力信号の観測値を z_n，観測信号に含まれる干渉信号および雑音を v_n，推定系の出力を y_n とする。伝達関数が

$$H(z)=\frac{B(z)}{A(z)}=\frac{b_0+b_1z^{-1}+\cdots+b_Mz^{-M}}{1-a_1z^{-1}-\cdots-a_Nz^{-N}} \quad (10\cdot 99)$$

である未知系の出力は

$$y_n=\frac{B(z)}{A(z)}x_n+v_n \quad (10\cdot 100)$$

$$=\sum_{i=1}^{N}a_iy_{n-i}+\sum_{j=0}^{M}b_jx_{n-j}+v_n-\sum_{i=1}^{N}a_iv_{n-i} \quad (10\cdot 101)$$

となる（以下では，上式のような遅延演算子 z^{-1} の多項式による伝達関数の時間域表示法を用いる）．

また，係数ベクトル θ，入出力ベクトル ϕ_n，最小予測誤差 e_n^* はそれぞれ次のように定義される．

$$\theta=\begin{pmatrix}a\\b\end{pmatrix}=(a_1,\cdots,a_N,b_0,\cdots,b_M)^T \quad (10\cdot 102)$$

$$\phi_n=\begin{pmatrix}y_n\\x_n\end{pmatrix}=(y_{n-1},\cdots,y_{n-N},x_n,\cdots,x_{n-M})^T \quad (10\cdot 103)$$

$$e_n^*=v_n-\sum_{i=1}^{N}a_iv_{n-i} \quad (10\cdot 104)$$

このとき，y_n は

$$y_n=\phi_n^T\theta+e_n^* \quad (10\cdot 105)$$

と書くことができる．このような形の未知系は線形回帰モデルと呼ばれる[98]．

10・7・1　直並列形構成

直並列形構成（series-parallel structures）は方程式誤差法（equation error methods）ともいう．この方法は，入力信号の観測値と出力の過去値を用いて，出力の現在値を予測するように，適応推定を定式化している．n 時点で得られる伝達関数の係数ベクトル θ の推定値を θ_n とし，予測誤差（または方程式誤差）

$$e_n=y_n-\phi_n^T\theta_{n-1} \quad (10\cdot 106)$$

$$=A_n(z)y_n-B_n(z)x_n \quad (10\cdot 107)$$

の２乗平均を最小にするように，適応フィルタの n 時

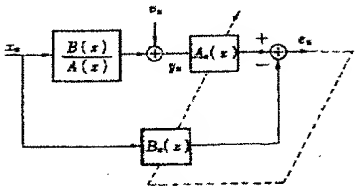


図 10・11　直並列形IIR適応フィルタ

点での係数 θ_n を更新する．その構成は図10•11に示される．

上式により，この構成は推定系自体に信号の帰還が含まれておらず，真のIIR形ではない．従って，2乗誤差も2次形式で表す推定係数 θ_n の凸関数となり，推定算法もFIR形適応フィルタのそれとほぼ同様に，こう配形算法と最小2乗法が用いられる．

こう配形またはLMS直並列適応フィルタでは，次のように推定係数ベクトル θ_n を適応更新する．

$$\theta_n=\theta_{n-1}+\mu e_n\phi_n \qquad (10\cdot108)$$

また，分子と分母多項式の係数ベクトルを別々に更新する方式も考えられる．

$$a_n=a_{n-1}+\mu_a e_n y_n \qquad (10\cdot109)$$
$$b_n=b_{n-1}+\mu_b e_n x_n \qquad (10\cdot110)$$

各ステップサイズの安定条件が検討されている[46]．

RLS法をIIR形適応フィルタに用いるとき，係数ベクトル h_n を θ_n と，入力ベクトル x_n を入出力ベクトル ϕ_n と入れ換えることによって，10•2節のアルゴリズムを適用することができる[68][70]．

このように得られた伝達関数の推定は，雑音が無視でき，持続的励振（persistently excitation）条件も満たされるとき，真の伝達関数，またはその最適近似の最適な推定値に近づくことが保証されている[68]．直並列形IIR算法はこのように収束の保証と収束の速さという大きな利点を有するので，自動等化器や，エコーキャンセラなどに広く応用されている[40][41][70]．

しかし，IIR形適応フィルタの応用に，単なる伝達関数を推定するだけでなく，推定された伝達関数を用いて，未知系の近似系を実現する場合がある．このとき，推定された伝達関数の安定性を保証しなければならない．これは，分母多項式の根が単位円内にあるということを要する．一般に，以上の方法によって得られた推定伝達関数は，このような保証はできない．任意の分母多項式 $A_n(z)$ の根を単位円内に確保するための方法として，シュール・コーン（Schur-Cohn）法などが知られているが，オーダ $O(N^2)$ $(N=\deg[A_n(z)])$ の演算を必要とする．この計算量は，推定するための計算量オーダと比べて一段大きくなるので，実時間処理のボトルネックとなる場合が多い．シュール・コーン法の高速化も研究されている[46]．

10•7•2　直並列形算法の拡張と各種の同定法

直並列形算法の欠点は，干渉雑音 v_n が存在するとき，パラメータの推定値に偏差（bias）が生じることである．この偏差を防ぐために，パラメータの不偏推定を求めるシステム同定法として，拡大最小2乗法（ELS：extended least square method），一般化最小2乗法（GLS：generalized least square method），再帰形最ゆう推定（RML：recursive maximum likelihood estimation），および補助変数法（IV：instrumental variable method）が提案されている（9章参照）[37][65]．このうち，ELS，GLS，RMLは干渉雑音の性質を表すために，雑音の生成モデルを仮定し，これを推定する方法であるが，これらおよびIVは，更に一般的な線形回帰モデルを推定する再帰形予測誤差法（RPEM：recursive prediction error method）と擬似線形回帰法（PLR：psudo linear regression）に含まれる[68]．

ここで，未知系として一般的な線形回帰モデルは次のようなシステムである．

$$A(z)y_n=\frac{B(z)}{F(z)}x_n+\frac{D(z)}{C(z)}v_n \qquad (10\cdot111)$$

ここで，v_n は白色とする．このような未知系に対して，もし

$$\bar{w}_n=\frac{B_n(z)}{F_n(z)}x_n \qquad \bar{v}_n=A_n(z)y_n-\bar{w}_n$$

$$\bar{\varepsilon}_n=\frac{D_n(z)}{C_n(z)}\bar{v}_n \qquad (10\cdot112)$$

$$\theta=(a^T, b^T, c^T, d^T, f^T)^T \qquad (10\cdot113)$$

$$\phi_n=(-y_n^T, x_n^T, -\bar{w}_n^T, \bar{\varepsilon}_n^T, -\bar{v}_n^T)^T \qquad (10\cdot114)$$

$$\phi_n=\Big(-\frac{D_n(z)}{C_n(z)}y_n^T, \frac{D_n(z)}{C_n(z)F_n(z)}x_n^T, -\frac{D_n(z)}{C_n(z)F_n(z)}\bar{w}_n^T, \frac{1}{C_n(z)}\bar{\varepsilon}_n^T, -\frac{1}{C_n(z)}\bar{v}_n^T\Big)^T \qquad (10\cdot115)$$

と定義すると，係数ベクトル θ の推定値 θ_n を用いた出力の予測 $\hat{y}_n$ とその予測誤差は次のようになる．

$$\hat{y}_n=\theta_n^T\phi_n \qquad (10\cdot116)$$
$$\varepsilon_n=y_n-\hat{y}_n \qquad (10\cdot117)$$

このようなモデルに対する再帰形予測誤差法の基本アルゴリズムは

$$\theta_{n+1}=\theta_n+\gamma R_n^{-1}\varepsilon_n\phi_n \qquad (10\cdot118)$$
$$R_{n+1}=R_n+\gamma(\phi_n\phi_n^T-R_n) \qquad (10\cdot119)$$

となる．また，PRL法は

$$\theta_{n+1}=\theta_n+\gamma R_n^{-1}\varepsilon_n\phi_n \qquad (10\cdot120)$$
$$R_{n+1}=R_n+\gamma(\phi_n\phi_n^T-R_n) \qquad (10\cdot121)$$

となる．

式（10・111）において，$A(z)=F(z)=C(z)=D(z)=1$の場合に，上述の算法はRLS法となる．$F(z)=D(z)=1$のとき，RPEM法は最ゆう推定法RML法となり，PLR法はELSとなる．また，GLS法は，$F(z)=C(z)=1$の場合に相当し，次項のHARFやSHARF法は$A(z)=C(z)=D(z)=1$のときに相当する．

このような複雑なモデルのパラメータを推定するためには，推定系に帰還閉路を含むことより，一般的に非線形な最適化問題を解かざるを得ない．上述の方法は，確率的ニュートン・ラフソン法によって，局所最適解を求めている．そのアルゴリズムは基本的に再帰形最小2乗法とブートストラップ（boot-strap）とを組み合わせたものである．従って，その収束値も初期値に依存する．このようなアルゴリズムの収束解析にODE（ordinary differencial equation）法，リヤプノフ関数法などの方法が用いられている．

そのほか，雑音が入力信号と無相関であるという性質のみを積極的に利用する補助変数法がある．誤差曲面がパラメータの2次関数であるため，推定するには拡張された正規方程式を解けばよく，その解が一意に定まることが上述手法に比べて大きな利点となる．この算法は，逆行列レーマを用いて再帰的に解くとき，RLS法と同様な形式となる．この方式は適応信号処理のいくつかの分野に応用されている[58]．また，こう配形の補助変数法もエコー消去に使われている[42][43]．

10・7・3　並　列　形

並列形（parallel structure）は，出力誤差法（OEM：output error method）ともいう．直並列形構成と異なって，IIR形の推定系を構成し，その出力$\hat{y}_n$と未知系の出力y_nとの誤差

$$\begin{aligned}\varepsilon_n&=y_n-\hat{y}_n\\&=\frac{B(z)}{A(z)}x_n-\frac{B_n(z)}{A_n(z)}x_n+v_n\end{aligned}\qquad(10\cdot122)$$

が最小となるように推定算法を導出している．その構成は図10・12に示される．

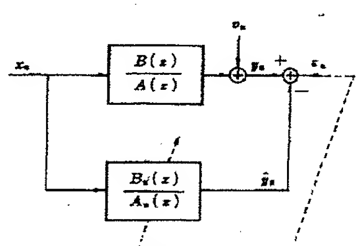


図 10・12　並列形IIR形適応フィルタ

〔1〕　**こう配法による更新算法**　　こう配法を用いて，出力誤差の2乗をθ_nに対して最小化するときに，以下のようにパラメータが更新される．

$$\theta_{n+1}=\theta_n+2\mu e_n\frac{\partial y_n}{\partial\theta(n)}$$

ここで，こう配ベクトルの成分を

$$\alpha_p(n)=\frac{\partial y_n}{\partial a_p(n)},\qquad p=1,2,\cdots,N\qquad(10\cdot123)$$

$$\beta_q(n)=\frac{\partial y_n}{\partial b_q(n)},\qquad q=0,1,\cdots,M\qquad(10\cdot124)$$

と定義する．一般的に適応更新が十分スムーズであるとき

$$\frac{\partial y_{n-i}}{\partial a_p(n)}\cong\alpha_p(n-i)\qquad(10\cdot125)$$

$$\frac{\partial y_{n-i}}{\partial b_q(n)}\cong\beta_q(n-i)\qquad(10\cdot126)$$

と近似できるとすると以下のようなこう配ベクトルの再帰式が得られる．

$$\alpha_p(n)=y_{n-p}+\sum_{i=1}^{M}a_i(n)\alpha_p(n-i)\qquad(10\cdot127)$$

$$\beta_q(n)=x_{n-q}+\sum_{i=1}^{M}a_i(n)\beta_q(n-i)\qquad(10\cdot128)$$

しかし，分母多項式を$A_n(z^{-1})$とした時変フィルタが適応フィルタ自身とこう配の計算に含まれているため，これが不安定であるとき，適応フィルタも発散する．よって，安定性を保証するために，時点nにおいて得られた$A_n(z^{-1})$の根が単位円を超えたとき，この新しい推定値を放棄する，または，この根を単位円内に引き戻してから更新する，などの方法がとられている[36][39]．

一方，2次のIIRフィルタの安定性判別は容易であるため，これを用いた構成が考案された．例えば，2次IIRフィルタ（biquad）を縦続接続した2次縦続構成と，並列に接続した2次並列構成が知られている[38]．

更に，安定性を保証された固定極を有する2次IIRフィルタを用いた構成も提案されている[44]．これらの固定極の位置は事前また実験的な知識によって定める．その他，全極形格子フィルタを用いた構成も提案されている[33]．

〔2〕　**超安定理論による出力誤差法**　　こう配法は収束速度が遅いという欠点がある．収束を高速化するのに，ニュートン・ラフソン法を適用することが考えられる．ただし，帰還を含む推定系の誤差曲面は複雑な非線形関数であるため，これを大局的に2次関数として近似することができない．従って，RLS法などの方法は任意の初期点から出発するとき，局所収束が保証できない．

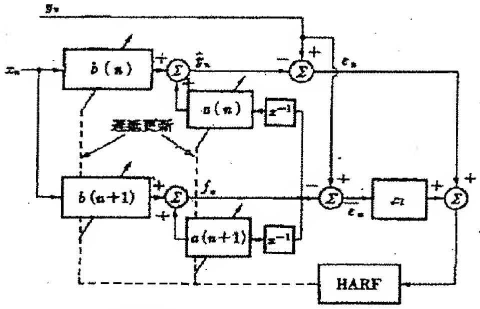


図 10・13 HARF算法の構成
(Larimore A., et al., Copyright ©1980 IEEE より)

この問題を解決するために，非線形時変なシステムの一般的な安定理論として知られている超安定理論(hyperstability theory)を用いて，局所収束性（あるいは大域安定性）の保証される適応更新算法 HARF (hyperstable adaptive recursive filter) と SHARF (simplified HARF) が提案されている[47][48]．その構成は図 10・13 に示される．

推定系の出力 $\hat{y}_n$ と補助出力 f_n

$$\hat{y}_n=\sum_{i=1}^{N}a_i(n)f_{n-i}+\sum_{j=0}^{M}b_j(n)x_{n-j} \qquad (10\cdot129)$$

$$f_n=\sum_{i=1}^{N}a_i(n+1)f_{n-i}+\sum_{j=0}^{M}b_j(n+1)x_{n-j} \qquad (10\cdot130)$$

とする．また，出力誤差と平滑化誤差 (smoothed error) を次のように定義する．

$$\varepsilon_n=y_n-\hat{y}_n \qquad (10\cdot131)$$

$$\bar{\varepsilon}_n=\sum_{l=1}^{L}c_l[y_{n-l-1}-f_{n-l-1}] \qquad (10\cdot132)$$

ここで，次のフィルタを平滑化フィルタという．

$$C(z)=1+\sum_{l=1}^{L}c_lz^{-l} \qquad (10\cdot133)$$

HARF 算法は次のように係数を更新する．

$$a_i(n)=a_i(n-1)+\frac{\mu_i}{q_n}f_{n-i-1}[\varepsilon_n+\bar{\varepsilon}_n],$$
$$1\leq i\leq N \qquad (10\cdot134)$$

$$b_j(n)=b_j(n-1)+\frac{\rho_j}{q_n}x_{n-j-1}[\varepsilon_n+\bar{\varepsilon}_n],$$
$$0\leq j\leq M \qquad (10\cdot135)$$

ここで，q_n は正規化因子として，次のように得られる．

$$q_n=1+\sum_{i=1}^{N}\mu_if_{n-i-1}^2+\sum_{l=0}^{M}\rho_lx_{n-l-1}^2 \qquad (10\cdot136)$$

平滑化フィルタ $C(z)$ が以下のような強正実条件 (SPR : strict possitive realness) を満たし，しかも係数の適当な初期値を選んだとき，HARF 算法の収束は保証される．即ち，$G(z)=C(z)/A(z)$ としたとき

$$\mathrm{Re}[G(e^{j\theta})]>0,\quad \forall\theta\in[0,2\pi) \qquad (10\cdot137)$$

が成り立ち，初期値も適当であれば，誤差量

$$y_n-f_n+\sum_{l=1}^{L}[y_{n-l-1}-f_{n-l-1}] \qquad (10\cdot138)$$

が 0 に収束し，$\hat{y}_n=f_n=y_n$ となる．従って，実際に

$$C(z)=A_n(z) \qquad (10\cdot139)$$

とする場合が多い．

10・8 格子形適応フィルタ[50]-[52]

格子形適応フィルタ (adaptive lattice filters, 図 10・14) は，線形予測算法としてのレビンソン・ダービン (Levinson-Durbin) 算法 (8章参照) を実現できることが板倉・斉藤により示された[66]．この構成は，フィルタ係数の感度が低く，数値的な安定性も優れている．しかも，全極形構成の安定性の保証も簡単であるなどの利点を有するので，適応信号処理の各分野に広く応用されている[49]．

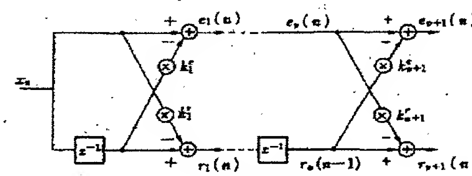


図 10・14 格子形適応フィルタ

10・8・1 適応線形予測と格子形フィルタ

まず，p 次の線形予測問題を定式化する．信号 x_n の p 個の過去値を用いた現在値の線形予測を

$$\hat{x}_{p,n}=-a_1^p(n)x_{n-1}-\cdots-a_p^p(n)x_{n-p} \quad (10\cdot140)$$

とする．この予測を前向き予測という．一方，$x_n,\cdots,x_{n-p+1}$ を用いた x_{n-p} の予測

$$\hat{x}_{p,n-p}=-b_1^p(n)x_{n-p+1}-\cdots-b_p^p(n)x_n \qquad (10\cdot141)$$

を後向き予測という．ここで，信号ベクトル x と前向き，後向き予測ベクトルを

$$x_{n,n-p}=(x_n,x_{n-1},\cdots,x_{n-p})^T \qquad (10\cdot142)$$

$$A_p(n)=(1,a_1^p(n),\cdots,a_p^p(n))^T \qquad (10\cdot143)$$

$$B_p(n)=(b_p^p(n),\cdots,b_1^p(n),1)^T \qquad (10\cdot144)$$

と定義すると，前向きと後向き予測誤差は

$$e_p(n)=x_n-\hat{x}_{p,n}=A_p^T(n)x_{n,n-p} \qquad (10\cdot145)$$

$$r_p(n)=x_{n-p}-\hat{x}_{p,n-p}=B_p^T(n)x_{n,n-p} \qquad (10\cdot146)$$

格子形は，前向き予測誤差 $e_p(n)$ と後向き予測誤差 $r_p(n)$ が以下のように次数更新 (order-update) されるように定義される．

$$e_{p+1}(n)=e_p(n)-k_{p+1}^er_p(n-1) \qquad (10\cdot147)$$

$$r_{p+1}(n)=r_p(n-1)-k^r_{p+1}e_p(n) \qquad (10\cdot148)$$

ただし，k^e_p，k^r_p：反射係数

10･8･2　レビンソン算法の適応的実現

適応格子形フィルタの実現法として，ブロック算法と再帰形算法が知られている．反射係数の計算は，レビンソン・ダービン法のなかの統計平均を時間平均に置き換える方法，または，各段の予測誤差が最小となるようにこう配法を用いて更新する方法が提案されている．

まず，前向きと後向き予測誤差のブロック内の２乗和を最小にするような反射係数は次のブロック算法で計算できる(66)．

$$k^r_{p+1}=\frac{\sum_j r_p(j-1)e_p(j)}{\sum_j r_p^2(j-1)} \qquad (10\cdot149)$$

$$k^e_{p+1}=\frac{\sum_j r_p(j-1)e_p(j)}{\sum_j e_p^2(j-1)} \qquad (10\cdot150)$$

板倉・斉藤は，以上の両係数の幾何学平均を用いて，反射係数を計算した(68)．

$$k_{p+1}=\frac{\sum_j r_p(j-1)e_p(j)}{\sqrt{\sum_j r_p^2(j-1)\sum_j e_p^2(j-1)}} \qquad (10\cdot151)$$

このように計算された k_p をPARCOR係数といい，その絶対値が常に１より小さいので，フィルタ伝達関数の最小位相性が保たれる．その他，最小位相性を保持するために，反射係数に k^r_p，k^e_p の最小値を用いる方法もある．

また，前向き予測誤差と後向き予測誤差のブロック内の２乗和を最小にする反射係数は

$$k_{p+1}=\frac{2\sum_j r_p(j-1)e_p(j)}{\sum_j r_p^2(j-1)+\sum_j e_p^2(j-1)} \qquad (10\cdot152)$$

であり，これは k^r_p，k^e_p の調和平均となっている(67)．

一方，反射係数（10･149）と（10･150）を実時間に更新する方法として，こう配形再帰算法が提案されている(69)．

$$k^r_{p+1}(n+1)=k^r_{p+1}(n)+\mu r_p(n-1)e_{p+1}(n) \qquad (10\cdot153)$$

$$k^e_{p+1}(n+1)=k^e_{p+1}(n)+\mu r_{p+1}(n)e_p(n) \qquad (10\cdot154)$$

あるいは更に簡易化したものも用いられている．

$$k_{p+1}(n)=k^r_{p+1}(n)=k^e_{p+1}(n) \qquad (10\cdot155)$$

$$k_{p+1}(n+1)=k_{p+1}(n)+\mu[r_p(n-1)e_{p+1}(n)+r_{p+1}(n)e_p(n)] \qquad (10\cdot156)$$

これらを正規化したものは，式（10･153），（10･154）で μ の代わりに $\beta/R_p^r(n)$，$\beta/R_p^e(n)$ を用いて

$$R_p^r(n+1)=\lambda R_p^r(n)+r_p^2(n) \qquad (10\cdot157)$$

$$R_p^e(n+1)=\lambda R_p^e(n)+e_p^2(n+1) \qquad (10\cdot158)$$

とする．また，式（10･156）で，μ の代わりに $\beta/R_p(n)$ を用いて

$$k_{p+1}(n+1)=k_{p+1}(n)+\frac{\beta}{R_p(n)}[r_p(n-1)e_{p+1}(n)+r_{p+1}(n)e_p(n)] \qquad (10\cdot159)$$

$$R_p(n+1)=\lambda R_p(n)+[r_p^2(n)+e_p^2(n+1)] \qquad (10\cdot160)$$

とする方式もある．

更に，反射係数（10･152）の再帰形更新法は

$$\Delta_{p+1}(n+1)=\lambda\Delta_{p+1}(n)+r_p(n-1)e_p(n) \qquad (10\cdot161)$$

$$k_{p+1}(n+1)=\frac{\Delta_{p+1}(n+1)}{R_p(n+1)} \qquad (10\cdot162)$$

であり，$R_p(n)$ の更新は式（10･160）のとおりである(40)．

10･8･3　最小２乗格子形フィルタ

最小２乗推定を行うためには正規方程式を解く必要があり，そのなかで信号の共分散行列の逆行列を求める作業が中心的な役割を果たしている．ガウス消去法などの方法は $O(N^3)$ の計算量を要するが，弱定常過程の共分散行列はToeplitzである性質を利用して，レビンソンは $O(N^2)$ の次数更新の高速算法を提案した．それは格子形フィルタ〔最小２乗格子形フィルタ（LSL：least square lattice filters)〕によって実現されている．更に，適応処理する際，サンプル共分散行列のshift-low-rankという性質を利用して，モルフ（Morf）が $O(N)$ の高速算法を考案し，この手法が，以後，高速最小２乗算法の基本となっている．現在知られているトランスバーサル形高速RLS算法は数値的に不安定であるが，同様な手法に基づき，時間更新は安定で，計算量はこう配法と同じオーダであるLSL算法が提案されている(35)．

まず，$A_p(n)$，$B_p(n)$ を最小２乗推定を実現する最適予測ベクトルとすると，以下の正規方程式が成り立つ．

$$R_p(n)[A_p(n),B_p(n)]=\begin{bmatrix}\sigma_p^e(n) & 0\\ \vdots & \vdots\\ 0 & \sigma_p^r(n)\end{bmatrix} \qquad (10\cdot163)$$

$$R_p(n)=[x_{0,-p},\cdots,x_{n,n-p}]\begin{bmatrix}x_{0,n-p}^T\\ \vdots\\ x_{n,n-p}^T\end{bmatrix} \qquad (10\cdot164)$$

ただし，$\sigma_p^e(n)$，$\sigma_p^r(n)$：p 次前向きと後向き予測誤差の最小２乗誤差

以下では，n 時点での p 次線形予測の解が既知であるとき，同時点での $p+1$ 次線形予測の解を求める方法（次数更新）および n 時点での p 次予測が既知のとき，$n+1$ 時点の p 次予測を求める方法（時間更新）について述べる．

〔1〕 次数更新　予測ベクトル $A_p(n)$, $B_p(n)$ の次数更新は次のように行われる.

$$A_{p+1}(n)=\begin{bmatrix}A_p(n)\\0\end{bmatrix}-k^r_{p+1}(n)\begin{bmatrix}0\\B_p(n-1)\end{bmatrix} \qquad (10\cdot165)$$

$$B_{p+1}(n)=\begin{bmatrix}0\\B_p(n-1)\end{bmatrix}-k^e_{p+1}(n)\begin{bmatrix}A_p(n)\\0\end{bmatrix} \qquad (10\cdot166)$$

ここでは

$$k^r_{p+1}=\frac{\Delta_{p+1}(n)}{\sigma_p^r(n)} \qquad (10\cdot167)$$

$$k^e_{p+1}=\frac{\Delta_{p+1}(n)}{\sigma_p^e(n)} \qquad (10\cdot168)$$

$\Delta_p(n)$ は前向きと後向き予測誤差の時間相互相関関数である. そして

$$\sigma^e_{p+1}(n)=\sigma_p^e(n)-k^r_{p+1}(n)\Delta_{p+1}(n) \qquad (10\cdot169)$$

$$\sigma^r_{p+1}(n)=\sigma_p^r(n)-k^e_{p+1}(n)\Delta_{p+1}(n) \qquad (10\cdot170)$$

従って, 前向きと後向き予測誤差を次数更新する格子形算法が次のように定義される.

$$e_{p+1}(n)=e_p(n)-k^r_{p+1}(n)\,r_p(n-1) \qquad (10\cdot171)$$

$$r_{p+1}(n)=r_p(n-1)-k^e_{p+1}(n)\,e_p(n) \qquad (10\cdot172)$$

〔2〕 時間更新　まず, ゆう度変数 (likelihood variable) $\gamma_p(n)$ を

$$\gamma_p(n)=x^T_{n,n-i}R_p^{-1}(n)\,x_{n,n-i} \qquad (10\cdot173)$$

と定義する. これは

$$\gamma_{p+1}(n)=\gamma_p(n)+\frac{r^2_{p+1}(n)}{\sigma^r_{p+1}(n)} \qquad (10\cdot174)$$

のように次数更新される.

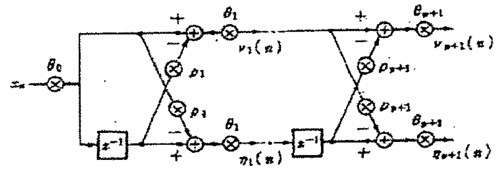
新しい信号ベクトル $x_{p,n+1}$ が入るたびに, 上述の格子形算法の各パラメータは次のように時間更新を行う.

$$\Delta_{p+1}(n+1)=\Delta_{p+1}(n)+\frac{e_p(n+1)\,r_p(n)}{1-\gamma_{p-1}(n)} \qquad (10\cdot175)$$

$$\sigma_p^e(n+1)=\sigma_p^e(n)+\frac{e_p^2(n+1)}{1-\gamma_{p-1}(n)} \qquad (10\cdot176)$$

$$\sigma_p^r(n+1)=\sigma_p^r(n)+\frac{r_p^2(n+1)}{1-\gamma_{p-1}(n)} \qquad (10\cdot177)$$

こう配形格子算法と LSL とを比較してわかるように, 両算法共に前向きと後向き予測誤差の相互相関関数を計算しているが, こう配法では, 各時刻の新しい信号の重みが均一であるのに対して, LSL では, ゆう度変数 $\gamma_p(n)$ を含む重み係数 $1/(1-\gamma_p(n))$ が用いられている. $0\leq\gamma_p(n)\leq1$ であるため, 新しい信号ベクトルの自己相関情報は, 既に蓄積された信号の共分散行列に比べて新しい成分が多いほど $\gamma_p(n)$ は1に近づく. ゆえに新しい情報をもつ信号が入ったとき, その重みは非常に大きくなり, 従って, 高速な収束が可能となる.



$$\theta_p=\frac{1}{\sqrt{(1-\nu_p^2(n))(1-\eta_p^2(n-1))}}$$

図 10・15　正規化 LSL 適応フィルタ

〔3〕 正規化 LSL 算法　上述の LSL 算法を正規化するとき, 平方根の計算を導入する必要があるが, その結果, 三つのパラメータ（正規化反射係数 $\rho_p(n)$, 正規化前向きと後向き予測誤差 $\nu_p(n)$, $\eta_p(n)$）を更新する簡潔な算法が得られる（図 10・15）.

$$\rho_{p+1}(n)=\sqrt{1-\nu_p^2(n)}\sqrt{1-\eta_p^2(n-1)}\,\rho_p(n)+\nu_p(n)\,\eta_p(n) \qquad (10\cdot178)$$

$$\nu_{p+1}(n)=\frac{\nu_p(n)-\rho_{p+1}(n)\,\eta_p(n-1)}{\sqrt{1-\nu_p^2(n)}\sqrt{1-\eta_p^2(n-1)}} \qquad (10\cdot179)$$

$$\eta_{p+1}(n)=\frac{\eta_p(n-1)-\rho_{p+1}(n)\,\nu_p(n)}{\sqrt{1-\nu_p^2(n)}\sqrt{1-\eta_p^2(n-1)}} \qquad (10\cdot180)$$

〔4〕 LSL によるジョイント推定　格子形適応フィルタは信号の線形予測のために開発された算法であるが, FIR 形システム同定として定式化できる適応信号処理の問題などでは, 入力信号 x_n の過去値を用いて所望信号 y_n を予測する, 即ちジョイント推定 (joint estimation) する必要がある.

このとき, 前文の LSL 算法を利用すれば, 最小2乗ジョイント推定法は簡単に実現できる. その構成は図

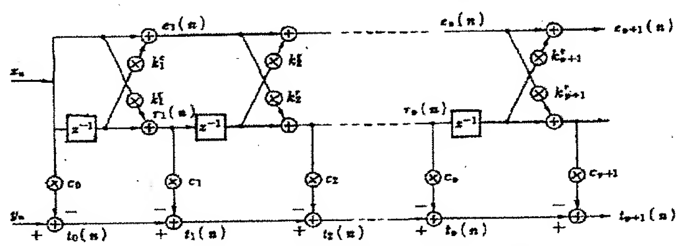


図 10・16　格子形 ADF を用いたジョイント推定

10•16 に示される．具体的に，入力信号 x_n の過去値を用いる代わりに，直交化されている LSL の後向き予測誤差 $\{r_p(n)\}$ を用いて，これらの線形結合によって，y_n を予測する．この予測誤差を

$$t_p(n)=y_n-\sum_{p=0}^{P} c_p(n)\,r_p(n) \qquad (10\cdot 181)$$

とすると，重み係数 $c_p(n)$ は次のように更新される．

$$d_p(n)=d_p(n-1)+\frac{t_{p-1}(n)\,r_p(n)}{1-\gamma_{p-1}(n)} \qquad (10\cdot 182)$$

$$c_p(n)=\frac{d_p(n)}{\sigma_p^{r}(n)} \qquad (10\cdot 183)$$

10・9　その他の適応フィルタの構成

10•9•1　入力信号を白色化する構成

有色な入力信号に対して，こう配法の収束速度が遅いという欠点を克服するために，まず入力信号を白色化してから，適応フィルタに入力する方法がある．白色化の手法として，グラム・シュミット（Gram-Schmidt）直交化法などがよく用いられる．また，適応格子形フィルタを用いて，直交化されている後向き予測誤差 $\{r_p(n)\}$ の重み付き線形結合を出力とする構成も知られている[57]．重み係数は通常の LMS 法によって更新される．

10•9•2　最小２乗法の高速算法とシストリックアレー

最近，更に高い演算効率を目指して，FTF（fast RLS transversal filter）などの高速 RLS 算法も提案されている[58]が，一般に格子形高速算法（LSL）以外のものは数値的に不安定であると指摘されている．そして，LSL も高次数の使用は避けるべきである[59]．一方，複数のプロセッサを用い，並列処理，パイプライン処理を組み合わせて，全体のスループットを向上させるシストリックアレーなどの手法も研究されている[61]．

10•9•3　ARMA 格子フィルタと埋込みによる同定法

以上の格子形フィルタは AR 過程（8 章 8•5 節参照）の予測を行うが，ARMA 過程（8 章 8•8 節参照）の予測もできる格子形構成が研究されている[62]．具体的には入出力信号の埋込みからなる２チャネル信号 $z_n=(y_n, x_n)^T$ を予測する手法を用いる．特に，完全な ARMA レビンソン算法が，多チャネル信号の予測をスカラ演算のみで行う巡回格子フィルタによって得られている[63]．

また，IIR 系の同定問題を２チャネル信号 z_n の予測問題に変換すると，多チャネル最小２乗推定や格子形フィルタの高速算法が利用できる[59][60][70]（モデリングの因果性を考慮すると $(y_{n-f}, x_n)^T$ のように遅延した埋込みが必要となる[60][61]）．更に，多チャネル最大エントロピー算法を修正することによって，伝達関数の分母多項式の最小位相な推定が得られ[62]，安定性が自動的に保証される擬似未知系が求まる．特に，格子形フィルタとその逆フィルタを縦続した LATIN（lattice-inverse）構成は IIR 形エコー，ハウリングキャンセラなどの応用に有効である[63][64]．

10・10　アダプティブアレー

適応フィルタは，時系列とみなせる信号の処理によく使われているが，アダプティブアレー（adaptive array）は，時間特性と同時に空間特性をも利用して，信号を時空系列として処理する．例えば，空間特性の異なる二つの信号が時系列として強い相関をもつ，あるいは周波数帯域が重なっている場合に，適応フィルタによってこれらを分離することは困難である．しかし，両信号源の空間的な差異を利用するアダプティブアレーを用いれば，このような信号も分離することができる．従って，本技術はレーダ，ソナー，無線通信，音響処理および地質調査，天文測定などの分野に広く使用されている．

典型的な線状アダプティブアレーの構成は図 10•17 のようにセンサのアレーと通常の複素係数適応フィルタの接続からなる（狭帯域信号に対しては通常各センサに重みのみが接続されているが，以下では，一般的な構成として，各センサに FIR 形適応フィルタを接続する広帯域信号に対する構成（広帯域アレー）を考える）．

各センサの受信信号を $x_i(n)$ とすると，アレーの出力信号は

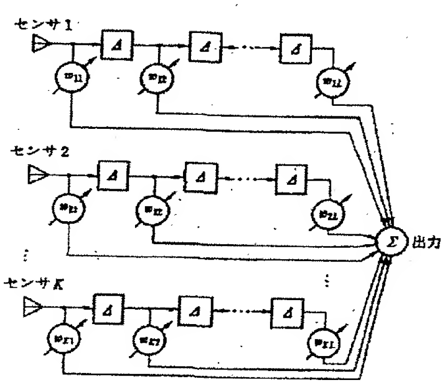


図 10・17　広帯域アダプティブアレーの構成
（Window B. et al., Copyright© 1967 IEEE より）

$$y(n)=\sum_{i=1}^{K}\sum_{j=1}^{L} w_{ij}^{*}x_i(n-j+1) \qquad (10\cdot184)$$

となる．ここで，係数ベクトルと信号ベクトルを

$$w=(w_{11},\cdots,w_{KL})^T \qquad (10\cdot185)$$

$$x_n=(x_1(n),\cdots,x_K(n-L+1))^T \qquad (10\cdot186)$$

と定義すると

$$y(n)=w^H x_n \qquad (10\cdot187)$$

となる．ここでは w^H は w^T の複素共役である．

次にアレーの固有特性を表す応答ベクトル（steering vector）を定義する．入力信号は到来角（アレーの法線方向に対する角度）が θ，周波数が ω である複素平面波であるとき，応答ベクトルを

$$d(\theta,\omega)=(1,e^{j\omega\tau_2(\theta)},\cdots,e^{j\omega\tau_{KL}(\theta)})^T \qquad (10\cdot188)$$

ただし，$\tau_i(\theta)$：第１タップから第 i タップまでの信号の遅延差

と定義する．アレーの応答は次のように係数ベクトルと応答ベクトルの内積で表される．

$$r(\theta,\omega)=w^H d(\theta,\omega) \qquad (10\cdot189)$$

従って，係数ベクトル w と応答ベクトルとの相対方向を適切に調節すれば，特定の方向と周波数の入力信号を抑制または抽出することができる．

以下では，係数ベクトル w を適応的に定めるいくつかの算法について述べる．通常の適応算法と同様に，これらはブロック形と再帰形に分けられている．

10・10・1　サイドローブキャンセラ

サイドローブキャンセラ（sidelobe cancelers）(71)(72) は，主チャネルと副チャネルからなる．主チャネルの空間と周波数特性は所望信号を抽出するように設計されており，その出力のなかに含まれる未知の干渉信号は，副チャネルの重みを適応的に調節することによって除去する．副チャネルの入力を x_a とすると，副アレー係数 w_a は全アレーの出力 $y(n)$ の平均電力

$$E\{|y(n)|^2\}=E\{|y_m(n)-w_a^H x_a(n)|^2\} \qquad (10\cdot190)$$

が最小となるように定まる．これは，FIR 形適応フィルタの導出と同様に，正規方程式を解くことによって

$$w_a=R_a^{-1}r_{am} \qquad (10\cdot191)$$

$$R_a=E(x_a x_a^H),\qquad r_{am}=E(y_m^*(n)x_a) \qquad (10\cdot192)$$

を求めればよい．具体的な実現法は，ブロック形算法の場合にはブロック内の時間平均によって集合平均を置き換える．再帰形算法の場合には，LMS 法または RLS 法を適用すればよい．

所望信号が比較的に弱いとき，この手法により SN 比を向上させることができる．しかし，所望信号が干渉信号より強いとき，それ自身も消去される恐れがある．通常，所望信号の存在しないときに適応更新によって副チャネルの係数をトレーニングして，所望信号が存在するときは，適応更新を止める方法が取られている．

10・10・2　参照信号を用いる方法(33)

実際に，所望信号 $y_d(n)$ に関する情報を利用すれば，所望信号に近い参照信号（reference signal）$y_r(n)$ をつくりだすことができる．このとき，サイドローブキャンセラの副アレーの係数は，出力と参照信号との２乗誤差

$$E\{|e^2(n)|\}=E\{|y_r(n)-y(n)|^2\} \qquad (10\cdot193)$$

$$=E\{|y_r(n)-w^H x(n)|^2\} \qquad (10\cdot194)$$

が最小となるように定めることができる．即ち

$$w=R_x^{-1}r_{rx} \qquad (10\cdot195)$$

$$R_x=E(x(n)x^H(n)),\qquad r_{rx}=E(y_r^*(n)x(n)) \qquad (10\cdot196)$$

この計算を適応的に実現するときに，前節と同様に，標準的な LMS 法または RLS 法を適用すればよい．

参照信号を生成する際，所望信号 $y_d(n)$ と入力信号の相互相関の知識さえあればよい．即ち

$$r_{rx}=r_{dx} \qquad (10\cdot197)$$

を満たせば，以上の算法で最適な係数が求められる．従って，一般に所望信号の到来方向の情報は要しない．

10・10・3　線形制約条件付き最小分散アレー(73)

特定の方向と周波数の入力信号に対して，アレーの応答をあらかじめ指定しておくと便利な場合が多い．これらはアレー係数を決定するときの制約条件を与える．アレー係数は制約条件のもとに出力の平均電力を最小にするように定める．例えば，到来角 θ_0，周波数 ω_0 の入力信号に対して，アレーの応答ベクトルを $d(\theta_0,\omega_0)=c$ とし，アレーの応答を $w^H c=g$ と設定したいとき，ラグランジュ乗数法により，次の評価関数を最小化すればよい．

$$L_s=w^H R_x w+\lambda\{c^H w-g^*\} \qquad (10\cdot198)$$

得られるアレー係数は次のようになる．

$$w=g^*\frac{R_x^{-1}c}{c^H R_x^{-1}c} \qquad (10\cdot199)$$

更に，複数の信号に対して零点と固定利得を指定する，または，微分に対する制約条件を用いて指定利得の帯域幅を制御するなど，一般的な制約条件は，線形連立方程式で表され，次のような制約行列 C と利得ベクトル g によって与えられる．

$$C^H w=g \qquad (10\cdot200)$$

このような制約条件のもとに評価関数

$$L_C=w^H R_x w+\lambda\{C^H w-g\} \qquad (10\cdot201)$$

を最小化して得られたアレー係数は

$$w=R_x^{-1}C[C^H R_x^{-1}C]^{-1}g \qquad (10\cdot202)$$

となる．

以上の最適係数はブロック形の適応算法によって実現することができる．また，L_C を最小化するためのこう配法により再帰形の実現も可能である．例えば，単一制

約条件 $w^H c = g$ のとき，係数の更新は以下となる[73]．

$$w_{n+1} = w_n - \mu P R_x w_n \qquad (10\cdot 203)$$

$$P = I - \frac{cc^H}{c^H c} \qquad (10\cdot 204)$$

ただし，P：c の直交補空間への直交射影作用素

従って，係数の更新を，$E(|y(n)|^2)$ の w_n に対するこう配 $R_x w_n$ の，制約条件を満たす領域内への直交射影の方向に行っている．ここで，R_x を $x(n)x^H(n)$ で近似して，$y(n) = w^H(n)x(n)$ を利用すれば，以下のような更新算法が得られる[73]．

$$w_{n+1} = w_n - \mu P x(n) y(n) \qquad (10\cdot 205)$$

また，制約が複数の場合も同様な適応算法が用いられる．

線形制約条件付き最小分散（LCMV：linear constrained minimum variance）アレーを以下のような形で定式化すれば，サイドローブキャンセラの自然な拡張として，一般化サイドローブキャンセラ（GSC：generalized sidelobe cancelers）[74] が得られる．

まず，係数空間を制約行列 C の値域空間と零空間へ直交分解すると，係数ベクトル w は C の値域空間上の成分 w_C と C の零空間上の成分 $-v$ の和となる．

$$w = w_C - v \qquad (10\cdot 206)$$

w_C は制約条件によって一意に定まる．

$$w_C = [CC^H]^{-1} C g \qquad (10\cdot 207)$$

また，C の零空間の基底ベクトルを列ベクトルとして得られた行列を D とすると，$v = D w_D$ と表せる．従って，推定問題は w_D を求める問題となる．これは，次のような無制約最小化問題に帰着できる。即ち

$$(w_C - D w_D)^H R_x (w_C - D w_D) \qquad (10\cdot 208)$$

を最小にするように w_D を定めればよい．そのブロック形算法によって得られる解は

$$w_D = (D^H R_x D)^{-1} D^H R_x w_C \qquad (10\cdot 209)$$

となる．また，再帰形算法を用いる場合に，次のようなこう配形算法が用いられる．

$$w_{n+1} = w_n - \mu D^H x(n) y^*(n) \qquad (10\cdot 210)$$

$$y(n) = w_C^H x(n) - w_D^H D^H x(n) \qquad (10\cdot 211)$$

（趙　晋輝）

10・11 雑音の消去

ここでは，適応信号処理の応用例として適応エコーキャンセラと適応ノイズキャンセラについて述べる．エコー消去，雑音消去の基本は，波形そのものの推定ではなくその波形の経路に存在する何らかの線形システムの伝達関数（インパルス応答）の推定である．換言すれば，未知システムのパラメータを推定することで不用な波形の消去が可能になるということをご理解いただきたい．

また，実際の応用ではパラメータの推定状況に合わせ，適応アルゴリズムのステップゲインなどを調整し（インテリジェントアダプティブフィルタの概念参照[76][77]），雑音や未知パラメータの変化，あるいはバイアスの増大などにすばやく対処する機能を付加することも重要であろう．

10・11・1 適応エコーキャンセラ（4編5章5・3節参照）

国際電話などのような長距離電話回線を利用しているとき，自分の話声が数秒後に自分の受話器から聞こえ会話しにくくなることがある．自分の受話器から聞こえる適当に遅延された自分の話声は，エコーと呼ばれている．エコーが生ずる原因は，2線式と4線式回線の接続部に設けられたハイブリッド回路のインピーダンスの不整合などによる．従来は相手が黙っていることを検出し，ボイススイッチと呼ばれるスイッチにより相手の声が送られるチャネルのゲインを落とし，エコーによる障害を抑圧していた．ところが，このような方式では同時に相手が話をした場合（ダブルトークという）エコーを抑圧できないことや，スイッチの切換りに不自然さが残るなどの問題があり，改良の余地があることが指摘されていた。

このような背景から，パラメータ推定の概念を使い，エコーパスを適応的に推定することにより，擬似エコーをつくりだし，本物のエコーからこれを減算し，エコーによる障害を抑圧しようとする方式が脚光を浴びるようになった．この方式が，いわゆる適応エコーキャンセラである．エコーキャンセラの概略を図 10・18 に示す．図 10・18(b) において，B点からA点までの伝達関数（主としてインパルス応答）を推定できれば擬似エコー

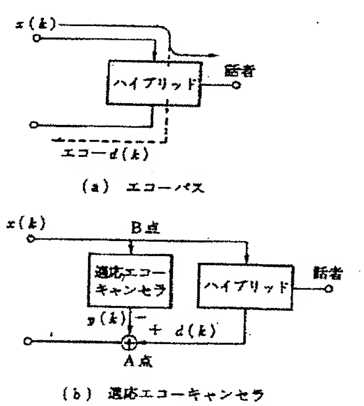


図 10・18 適応エコーキャンセラの概略

を得ることができる.

10・11・2 適応ノイズキャンセラ

所望信号が雑音に埋もれている場合を考えよう. 所望信号に対する雑音の影響を最も少なくする信号処理技術は応用範囲が極めて広く, 古くて新しい研究テーマということができる. ところで, もし雑音だけを純粋に取り出すことが可能ならば, この問題は次に述べる適応ノイズキャンセラの概念によりかなり効率良く解くことができる. 図10・19に適応ノイズキャンセラの概略を示す.

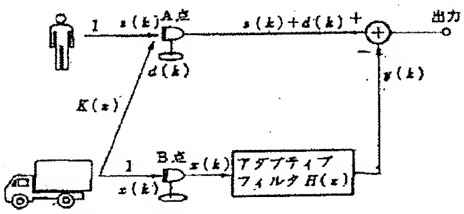


図 10・19 適応ノイズキャンセラの概略

ここで, A点, B点はそれぞれ主入力端子, 参照入力端子と呼ばれている. 主入力端子は通常の入力端子であり, 所望信号 $s(k)$ と雑音 $d(k)$ の和の波形が入力される. 所望信号 $s(k)$ が参照入力端子に混入しない場合, 参照入力端子の波形を適当に線形処理し主入力端子の波形から減算することにより, 所望信号のみを取り出すことができる. この例では, アダプティブフィルタの伝達関数 $H(z)$ がパスの伝達関数 $K(z)$ と等しくなるとき, アダプティブフィルタの出力と主入力端子における雑音波形は等しくなり, 減算により完全に雑音を消去することができる. (久保田一)

参考文献

(1) 板倉秀清, 西川よし一: "学習同定法を用いたエコーキャンセラのエコー打ち消し特性について", 信学論 (A), J60-A, 11, pp. 1015-1022 (1977)
(2) 山本誠一, 来山征士, 田村震三, 千原国宏, 桜井良文: "高速カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラのアルゴリズムとその特性", 信学論 (B), J64-B, 4, pp. 318-325 (1981)
(3) 板倉秀清, 西川よし一: "カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラのアルゴリズムとその簡略化", 信学論 (A), J62-A, 1, pp. 50-57 (1979-01)
(4) Gersho A.: "Adaptive Equalization of Highly Dispersive Channels for Data Transmission", B. S. T. J., 48, pp. 55-71 (1969)
(5) Widrow B., et al.: "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications", Proc. IEEE, 63, pp. 1692-1716 (1975)
(6) 大石邦夫, 久保田一: "周波数領域における自動等化器適応アルゴリズムの簡略化について", 信学論 (A), J70-A, 3, pp. 570-572 (1987-03)
(7) 大石邦夫, 久保田一: "周波数領域における評価量を用いた自動等化器高速アルゴリズム", 信学論 (A), J71-A, 3, pp. 867-874 (1988-03)
(8) 久保田一, 古川利博, 板倉秀清: "前処理を含むノイズキャンセラのアルゴリズムとその性能評価", 信学論 (A), J69-A, 5, pp. 584-591 (1986-05)
(9) 古川利博, 久保田一, 松本浩樹: "高信頼性を有する信号処理システムの提案とその性能評価", 信学論 (A), J73-A, 1, pp. 26-34 (1990-01)
(10) Widrow B. and Hoff M. E.: "Adaptive Switching Circuit", IRE WESCON Conv. Rec., pp. 96-104 (1960)
(11) Nagumo J. and Noda A.: "A Learning Method for System Identification", IEEE Trans. Autom. Control, AC-12, 3, pp. 282-287 (1967)
(12) 野田淳彦, 南雲仁一: "システムの学習的同定法", 計測と制御, 7, 9, pp. 597-605 (1968-09)
(13) Kalman R. E.: "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", J. Basic Eng. Trans. ASME, 82, pp. 35-45 (1960)
(14) 相良節夫, 秋月影雄, 中溝高好, 片山 徹: システム同定, 計測自動制御学会 (1981)
(15) 酒井英昭: "信号処理とシステム同定—最近のアルゴリズムを中心として—", システムと制御, 31, 5, pp. 333-340 (1987-05)
(16) Clark G. A., Mitra S. K. and Parker S. R.: "Block Implementation of Adaptive Digital Filters", IEEE Trans. Circuit & Systems, CAS-28, pp. 548-592 (1981)
(17) Clark G. A., Parker S. R. and Mitra S. K.: "A unified approach to time and frequency-domain realization of FIR adaptive digital filters", IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process., ASSP-31, 5, pp. 1073-1083 (Oct. 1983)
(18) Walzman T. and Schwartz M.: "Automatic equalization using the discrete frequency domain", IEEE Trans., Inf. Theory, IT-19, 1, pp. 59-68 (Jan. 1973)
(19) Picchi G. and Prati G.: "Self-orthogonalizing adaptive equlization in the discrete frequency domain", IEEE Trans. Commun., COM-32, 4, pp. 371-379 (April 1984)
(20) 雛元孝夫, 前川さだ男: "拡張された学習同定法", 電学論 (C), 96-C, pp. 227-234 (1975-10)
(21) 尾関和彦, 梅田哲夫: "アフィン空間への直交射影を用いた適応フィルタアルゴリズムとその諸性質", 信学論 (A), J67-A, 2, pp. 126-132 (1984-02)
(22) 古川利博, 久保田一, 辻井重男: "ブロック適応信号処理における直交射影アルゴリズムとその諸性質", 信学論 (A), J71-A, 12, pp. 2138-2146 (1991-12)
(23) 大石邦夫, 久保田一, 小野田真穂樹: "高速なシステム同定のためのブロック適応アルゴリズム", 信学論 (A), J71-A, 11, pp. 2018-2026 (1991-11)
(24) 古川利博, 久保田一, 辻井重男: "高速なブロック適応アルゴリズムとその性能評価", 信学論 (A), J72-A, 7, pp. 1069-1076 (1989-07)
(25) 志水清孝, 相吉英太郎: 数理計画法, 昭晃堂 (1984)
(26) 中溝高好: "線形離散時間システムの同定手法 I. 最小2

乗法による推定", システムと制御, 25, 8, pp.476-489 (1984-08)

(27) 趙 晋輝, エクトル・ペレス, 辻井重男："適応信号処理における高速アルゴリズムの提案", 信学論 (A), J73-A, 7, pp.1196-1206 (1990-07)

(28) Ljung L., Morf M. and Falconer D. D.: "Fast Calculation of Gain Matrices for Recursive Estimation Scheme", Int. J. Control, 27, 1, pp.1-19 (1978)

(29) ヘイキン S.（武部 幹 訳）：適応フィルタ入門, 現代工学社 (1987)

(30) Bowen B. A. and Brown W. R.: VLSI Systems Design for Digital Signal Processing, vol: I. Prentice-Hall (1982)

(31) Dentino M. J., McCool J. and Widrow B.: "Adaptive Filtering in The Frequency Domain", Proc. IEEE, 66, pp.1658-1659 (1978)

(32) Chao J., Perez H. and Tsujii S.: "A fast adaptive filter algorithm using eigenvalue reciprocals as stepsizes", IEEE Trans. ASSP, 38, 8, pp.1343-1352 (Aug. 1990)

(33) Widrow B. and Sterns S. D.: Adaptive Signal Processing, Prentice-Hall, Inc. (1985)

(34) Cowan, ed.: Adaptive Filters, Prentice-Hall, Inc. (1985)

(35) Haykin S.: Adaptive Filter theory, Prentice-Hall (1986)

(36) 谷萩隆嗣：ディジタル信号処理の理論3, コロナ社 (1986)

(37) 中溝高好：線形離散時間システムの同定手法 I-IV, システムと制御, 25, 8, pp.476-789; 25, 9, pp.551-563; 25, 10, pp.609-622; 25, 12, pp.755-767 (1981); 26, 2, pp.84-95 (1982)

(38) Johnson R.: "IIR Adaptive Filtering: Current results and open issues", IEEE Trans. IT. 30, 2, pp.237-250 (March 1984)

(39) Shynk J. J.: "Adaptive IIR Filtering", IEEE ASSP Magazine (April 1989)

(40) Giltin M. M. and Thomson J. S.: "A new structure for adaptive digital echo cancellation", Proc. Nat. Telecomm. Conf., pp.8.2.1-8.2.7 (1976)

(41) Ardalan S. H.: "Pole/zero fast Kalman echo cancellation and application to actual measured telephone echo", Proc. IEEE ICC'85, (Chicago, IL), pp.1482-1486 (1985)

(42) 趙 晋輝, 河辺 忍, 辻井重男："補助変数法に基づく新しいIIR型エコーキャンセラ", 信学技報, DSP89-26 (1989)

(43) 趙 晋輝, 河辺 忍, 辻井重男："IIR型エコーキャンセラGIVEに関する検討（その2）―斜射影算法, 収束性及び帰還系への応用―", 信学技報, CAS90-4, DSP90-6 (1990)

(44) 内匠 逸, 畑 雅恭："極制御IIR形ADFの一形式", 信学論, J71-A, 2, pp.395-403 (1988)

(45) 黒沢 馨, 井戸康雄, 辻井重男："IIR型学習同定法に関する考察", 信学論 (B), J68-B, 11, p.1229 (1985)

(46) 黒沢 馨："離散時間システムの高速安定性判別法", 信学論 (D), J68-D, 11, p.1967 (1985)

(47) Johnson C. R., Jr.: "A convergence proof for a Hyperstable Adaptive Recursive Filter", IEEE Trans. IT, 25, 6, pp.745-749 (Nov. 1979)

(48) Larimore M. G. and Treichler J. R. and Johnson C. R., Jr.: "SHARF: An algorithm for adapting IIR digital filters", IEEE Trans. ASSP, 28, 4, pp.428-440 (Aug. 1980)

(49) Friedlander B.: "Lattice filters for adaptive processing", Proc. IEEE, 70, 8, pp.829-867 (Aug. 1982)

(50) 酒井英昭："ラティスフィルタによる信号処理", システムと制御, 26, 12, pp.747-755 (1982)

(51) 酒井英昭："信号処理とシステム同定―最近のアルゴリズムを中心に", システムと制御, 31, 5, pp.333-340 (1987)

(52) 酒井英昭："ラティスフィルタの最近の話題", 計測と制御, 29, 5, pp.465-472 (1990)

(53) Sakai H.: "Circular lattice filtering using Pagano's method", IEEE Trans. ASSP, 30, 2, pp.279-287 (1982)

(54) 酒井英昭："巡回格子法によるARMAモデリング", システムと制御情報学会論, 2, 3, pp.88-96 (1989)

(55) Lee D. T. L., Morf M. and Friedlander B.: "Recursive least ladder estimation algorithms", IEEE Trans. ASSP, 29, 3, pp.627-641 (June 1981)

(56) Cioffi J. M. and Kailath T.: "Fast, recursive-least-squares transversal filters for adpative filtering", IEEE Trans. ASSP, 32, pp.304-337 (1984)

(57) Chang R. W.: "A new equalizer structure for fast start-up digital communications", B. S. T. J., 50, 6, pp.1969-2014 (July/Aug. 1971)

(58) Friedlander B.: "System identification techniques for adaptive noise cancelling", IEEE Trans. ASSP, 30, pp.699-708 (1982)

(59) Lee D. T. L., Friedlander B. and Morf M.: "Recursive ladder algorithms for ARMA modeling", IEEE Trans. AC, 27, 8, pp.753-764 (Aug. 1982)

(60) Kurosawa K., Chao J. and Tsujii S.: "An IIR type of echo canceler using 2-channel lattice filter", Proc. IEEE GLOBECOM'84, pp.7.6.1-7.6.6 (1984)

(61) Chao J. and Tsujii S.: "On estimation of noncausal vector AR processes", Int. Joint Tech. Conf. JTCCAS'87, Tokyo (1987)

(62) Chao J. and Tsujii S.: "Exact stable IIR MIMO adaptive identification algorithms", IEEE Trans. CAS, 36, 6, pp.880-884 (June 1990)

(63) Chao J. and Tsujii S.: "A stable and distortion-free IIR echo and howling cancellor", IEEE Trans. SP, 39, 8, pp.1812-1821 (Aug. 1991)

(64) 趙 晋輝, 辻井重男："ダブルトーク期間において制御可能な3端子対エコーキャンセラの提案", 信学論 (A), J71-A, 2, pp.379-386 (1988)

(65) Makhoul J.: "Stable and efficient lattice digital filters: Properties and applications", IEEE Trans. on ASSP, 25, pp.423-428 (Oct. 1977)

(66) Itakura F. and Saito S.: "Digital filtering techniques for speech analysis and synthesis", Paper 25-C-1, in Proc. 7th Int. Conf. Acoust., pp.261-264 (1971)

(67) Burg J. P.: "Maximum entropy spectral analysis", Ph. D dissertation, Stanford Univ. (1975)

(68) Ljung L. and Soderstrom T.: Theory and practice of recursive identification, MIT Press (1983)

(69) Griffiths L. J.: "A continuously adaptive filter implemented as a lattice structure", Proc. of ICASSP'77, pp.683-686 (1977)

(70) Falconer D. D. and Ljung L.: "Application of fast Kalman estimation to adaptive equalization", IEEE Trans.

要し，処理は複雑となる．伝送路符号は，近端漏話の影響を少なくするため，伝送速度を低減する工夫が必要である．米国内では，4値符号の2B1Q（2 binary 1 quaternary）符号（伝送速度は80kbaud）が標準化されている．

加入者線伝送方式は，国際的な統一化はなされておらず，CCITT勧告の付録に日本提案の時分割方向制御伝送方式と，北米，欧州提案のエコーキャンセラ伝送方式が併記されている．

〔2〕 構成と実現　DSUは，波形等化，タイミング抽出などの終端回路，端末とのインタフェース回路などから構成される．構成回路のうち，ディジタル信号処理技術が適用されている自動等化器，エコーキャンセラに関して，機能・動作を説明する．

メタリックケーブルの加入者線は，周波数の平方根に比例して増加する損失を有するため，その補償のため$\sqrt{f}$等化器を必要とする．補償量は，加入者線の最大線路損により規定され，日本の加入者線を例にとると，線路損50dB（160kHz）で既設加入者線路分布の99%を含むことができる．また，加入者線は，電話需要の発生の際の配線の利便性を考慮して，ブリッジタップと呼ばれる分岐線路が設けられているが，ブリッジタップは先端が解放されているため，反射による波形ひずみを生じる．この補償のためブリッジタップ等化器が必要となり，判定帰還形等化器が用いられる．以上の自動等化器は，時分割方向制御伝送方式，エコーキャンセラ伝送方式の何れでも必要となるが，$\sqrt{f}$等化器はA-D変換器の前段でアナログ回路により実現することも多い．

エコーキャンセラ伝送方式では，40dB以上減衰した受信信号からデータを再生するために，60dB以上のエコー打消性能を有するエコーキャンセラが必要とされている．エコーキャンセラはFIR形（30タップ程度）が一般的であるが，伝送路符号として直流成分を含む2B1Qを使用する場合は，2線4線変換ハイブリッドのトランスの直流遮断の影響で生ずるエコーの長い尾ひきを抑圧するため，FIR形とIIR形（1～2次）を組み合わせることが行われる．更に，エコーパスが非線形特性を有する場合，非線形エコーの抑圧が必要となるが，通常の線形演算に基づくFIR形では非線形エコーの抑圧は不可能であるため，RAMテーブル形を併用することが多い．RAMテーブル形は，送信パルスパターンをアドレスとし，エコーレベルを蓄積することにより擬似エコーを生成する方式で，非線形エコーの抑圧が可能となるが，所要RAM容量を削減するため，RAMを分割するなどの方策を要する[22]．

DSUの小形化，低消費電力化のためには，自動等化器やエコーキャンセラを含めて，ディジタル回路，アナログ回路のLSI化が必須となっている．

（山崎彰一郎）

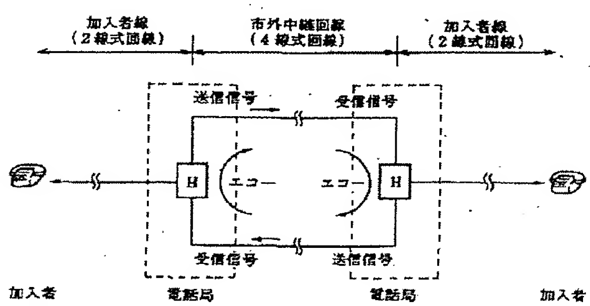
5・3　エコーキャンセラ

5・3・1　エコーの発生

自分の声が相手側の経路を経由して送話者自身に戻り，"こだま"のように知覚される現象を送話者エコーと呼ぶ（以下単にエコーと呼ぶ）．このエコーは，国際電話のように伝搬遅延の大きな通話やスピーカマイクロホンを使った拡声通話（ハンズフリー通話）などにおいて発生し，通話の妨げとなる．また，エコーが回線の両端で発生すると通信網を介して閉ループが形成され，ループ利得が1を超える場合には発振現象（ハウリング）が発生し，通話不能に陥る．

アナログ電話網回線の構成を図5・14に示す．加入者と市内交換機を結ぶ加入者線では，経済性の点から，送信信号と受信信号を同じ1対の線路に重畳する2線式回線が用いられている．一方，市外交換機間を結ぶ長距離回線では，伝送損失を補償し，複数の回線を効率良く使用するために，送信側と受信側を別々の2対の伝送路によって構成する4線式回線が用いられている．この2線式回線と4線式回線をつなぐ2線4線変換回路がハイブリッドトランスである．

このハイブリッドトランスは，2線式回線とバランス用ネットワークとのインピーダンス整合により，4線側の受信信号が4線側の送信信号に回り込まないように設計される．しかし，2線側の加入者線は，加入者ごとに



H：ハイブリッドトランス

図5・14　電話回線の構成

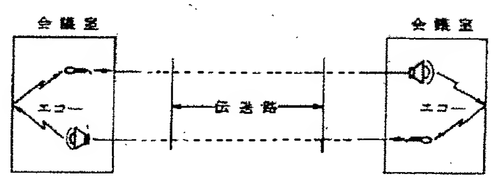


図 5・16 拡声通話系の構成

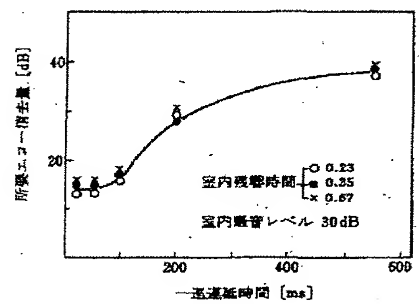


図 5・17 音響エコーにおける所要エコー消去量（拡声系）

線路の種類や長さが異なるためバランス用ネットワークとのインピーダンス不整合が起こり，4線側の受信信号の一部が4線側の送信信号に流れ込み，エコーが発生する．

〔エコー消去量とエコー消去時間〕　エコー消去量(ERLE)はエコー量がどのくらい減衰するかの量であって，エコー信号電力〔図5·18の $(y(j))^2$〕に対する残差信号電力〔図5·18の $(e(j))^2$〕の比で定義されている．また，エコー消去時間は受信信号がエコー経路を介して信号が再び送信信号として入力されるまでの時間である．図5·15は一巡遅延時間と所要エコー消去量の実測例[23]である．ここで，一巡遅延時間とは送話者の送信信号が受話者まで到達し，エコーとして送話者に戻ってくるまでの時間を示す．エコーの定義は前述したように一巡遅延がエコーに対応していることから所要エコー消去量は通話系全体の一巡遅延時間に比例している．衛星回線や国際回線での所要エコー消去時間は互いに自国内側のエコー消去を考えて，最大国内伝搬遅延時間の2倍の数値を設定している．例えば，東京都にある小笠原諸島との間には衛星通信回線で接続されており，そのエコー消去時間は60msである．なお，エコー消去量は以下に述べる用途に適合させて決定している．国際回線の一巡遅延時間は衛星回線で約250ms，日米間長距離海底ケーブル回線で約150msであり，通常の国内伝送系の損失量だけでは不足なためエコー消去量として30dB程度の規定がCCITT勧告G.165でなされている．また，近年ディジタル光伝送路の国内中継系導入に伴い，伝送遅延の増加，伝送損失の低減が生じ，一巡遅延時間が約60ms以上となる回線にエコーキャンセラを導入している．

マイクロホンとスピーカを用いた拡声通話系の構成を図5·16に示す．送話者の音声は，相手側のスピーカ，室内音響系，マイクロホンを通って時間遅れが付加され，再び送話者側のスピーカから再生されてエコーが発生する．図5·17に一巡遅延時間に対する所要エコー消去量（エコー許容限）の実測結果[24]を示す．回線エコーの場合と異なり，音響エコー経路特性の影響により一巡遅延時間が数十ms程度であってもエコーを除去する必要があることを示している．また，エコー消去時間はスピーカ入力からマイク出力されるまでの絶対遅延時間を含むインパルス応答長であるため，残響時間の長い室内ではエコー消去時間が長くなる．

5·3·2　エコーキャンセラ構成と動作

エコーキャンセラはエコー経路の伝達特性を推定してインパルス応答のレプリカを生成し，受信信号と畳み込んで擬似エコー信号を作成し，これを真のエコー信号から差し引くことによってエコーを消去する．エコー経路の伝達特性は，時間の経過と共に変化するため，擬似エコー回路は常時インパルス応答のレプリカを求める適応形のものが使われ，適応アルゴリズムには実時間動作，高速，高精度が要求される．

エコーキャンセラにはさまざまな構成が提案されている[25]~[27]が，図5·18にエコーキャンセラの代表的な構成を示す．擬似エコー生成部では実時間動作が可能で安定性が保証されており，かつ伝達特性の推定方法が確立されているトランスバーサル形適応フィルタを用いることが多い[28][29]．また，さまざまなエコー経路推定方法が提案されている（詳細は2編10章を参照）が，演算

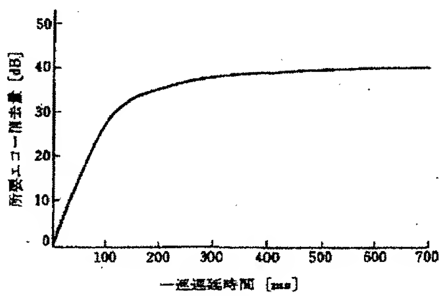


図 5・15 回線エコーにおける所要エコー消去量（電話系）

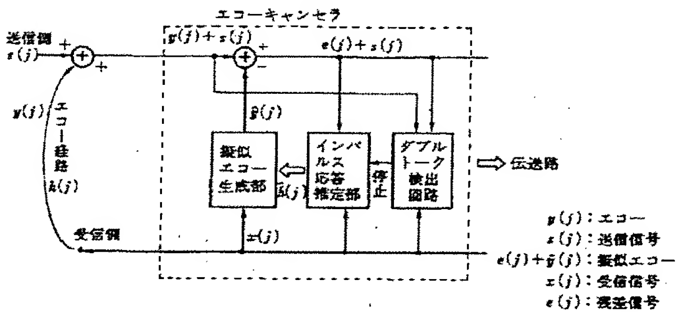


図 5・18　エコーキャンセラの構成

量が少なく実時間動作が可能な学習同定法（NLMS）を用いる場合が多い。

エコーキャンセラを実現するにあたっては１サンプル内ですべての演算処理を終了させる逐次処理が必要となり，またエコー消去時間に比例した演算クロック速度の高速化が要求される。例えば，pを動作クロック時間（DSP では CPU 演算処理時間に相当），nをタップ数とすれば，積和演算（畳込演算）で$p\times n$，修正量の演算（アルゴリズムによって異なる）で$p\times n\times C_1$，データ転送で$p\times n\times C_2$，ダブルトーク制御で$p\times C_3$となり，その演算に要する処理時間の合計は，$s=p\times[n\times(C_1+C_2+1)+C_3]$となる。ここでタップ数$n$（エコー消去時間$T$に相当し，$n=T/T_s$で$T_s$はサンプリング時間）が大きいとすると，$s\approx p\times n\times k(k=C_1+C_2)$となる。また，大方の必要なメモリ数は，$2\times n+\alpha$で，第１項目は畳込演算用メモリ，第２項目は修正係数演算用である。従って，DSP を使用する場合は演算処理速度とメモリ容量から，エコーキャンセラに適合した DSP を選ぶ必要がある。また DSP の従属接続が可能な種類を選ぶことも重要なことである。

5・3・3　長距離回線用エコーキャンセラ

エコーを除去するための装置として従来からエコーサプレッサが用いられてきた。また，最近では通話時に切断感のないエコーキャンセラが導入されている。エコーキャンセラは，1966 年に ATT ベル研究所のゾンディ（Sondhi M.）によって理論的にその適応アルゴリズム[30]が記述された。しかしながら，エコーキャンセラの複雑な適応アルゴリズムや所要エコー消去量を当時のアナログ技術で実現することは困難であった。

1970 年代に入ると複雑かつ高精度の演算が容易なディジタル信号処理技術の台頭と，LSI 技術の急速な進展により，エコーキャンセラを小形・低価格のハードウェアで実現することが可能となった。衛星・国内回線用エコーキャンセラ LSI を最初に開発したのは ATT ベル研究所のダットワイラ（Duttweiller）で，当時はエコー消去時間 8ms（64 タップ）であった[31]。その後，

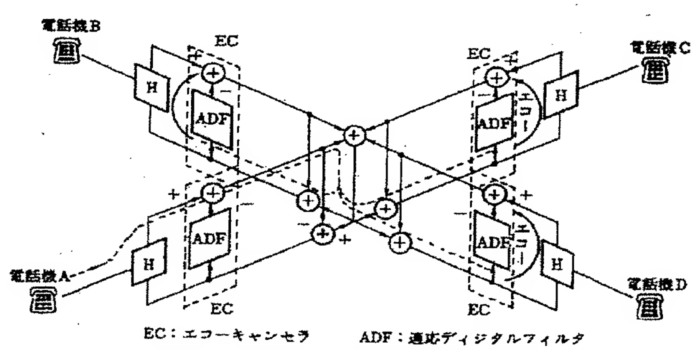


図 5・19　電話会議サービスのエコー発生（４対地接続）

ATT や KDD が 60ms 程度（480 タップ相当）の 1 チップ LSI を開発し，現在では，衛星・国内回線にエコーキャンセラは急速に導入されている．

5・3・4　多地点間電話会議用エコーキャンセラ

エコーキャンセラ技術は，単にエコーを消去するために適用されるのではなく，エコーがもとで生ずるさまざまな現象，例えば，ハウリングや相関のある雑音信号を消去したりすることにも用いられている．

1986 年にサービス開始された電話会議サービスは不特定加入者を 30 対地同時接続可能なシステム[33]であって，ここにもエコーキャンセラ技術が適用されている．図 5・19 は 4 対地接続時のエコー発生を示したものである．多対地接続では複数の音声を同時に加算するため，複数のエコーも加算される．このためにシステム系の総合利得が 1 以上となり，最悪ハウリング（鳴音状態）に，または準鳴音状態になる．このような状態では通話はおろか相手の声を聞くことはできず，ただ発振音だけとなる．このために各加入者に対応したハイブリッドトランスで発生するエコーを消去することで，この現象を防止することができる．通常，所要エコー消去量は対地数を n とすれば，$10\log n$ 以上の値[33]が必要となる．

5・3・5　着信転送用エコーキャンセラ

アナログ電話網では市内交換機に加入者情報が蓄積され，また市内交換機はまだ大半が 2 線式のアナログ交換機で，更に交換機間の制御信号を授受する共通線信号方式の導入はこれからであるため，発信呼を直接転送先に伝達することはできず，着信呼を転送先に伝達しなければならない．このためにアナログ網では通信網を介した加入者相互間の伝送損失が増大し，転送先に通常の音量を伝えるには 2 線式の双方向の増幅器が必要となる．図 5・20 にエコーキャンセラを導入した双方向増幅器の構成を示した．伝送損失を自動補償するために AGC が必要となり，更に増幅器を含む 4 線区間内ではループ利得が 1 以上となるのは必須となるため，AGC 利得量とエコーキャンセラの消去量を互いに打ち消しながら AGC 利得を上げていく安定な動作が必要となる．現在，電話回線で片方向で音声電力最大 24dB まで補償できるまでに達している[34]．

5・3・6　音声応答用エコーキャンセラ

多数の加入者を音声応答サービスで収容するためには市外交換機で行うことが望まれる．また，予約システムなどの音声応答サービスでは定形の応答形態となるために，アナウンスが終了しないうちに回答する場合が往々にしてある．この場合，音声信号やプッシュホンの多周波の信号等の信号が回答信号として送出される．このために市外交換機のトランク装置の受信側では，5・3・3 項で述べたように，エコーによる音声応答アナウンス信号と回答信号が混合されて受信されることになるので SN 比が悪くなり，最悪，回答信号を間違えて判断することになる．このため，回答に対する即応性の向上と正解率の向上を目的に，エコーキャンセラが用いられている．

5・3・7　音響エコーキャンセラ

〔1〕 テレビ会議　　一般的な会議室の残響時間は 100～400ms であり，これを 8kHz サンプリングのトランスバーサル形フィルタで表すと，約 4 000 タップに及ぶ[35]．更に高品質な音声帯域（7kHz 以上）ではサンプリング周波数が 2～6 倍となるのでそのタップ数は膨大なものとなる．

音響エコーはスピーカからマイクロホンへの直接波と，室内の壁面での多重反射からもたらされる間接波（いわゆる残響）を重ね合わせたものであり，そのインパルス応答は回線エコーのインパルス応答とかなり異なる．また，時間の経過と共に，人やものが移動したり，室内の温度が変化することで，その特性も大幅に変動する[36]．また，空調騒音や周囲の人の話し声など，エコーキャンセラの性能を劣化させる雑音も多い．更に，そのハードウェア実現問題はほかの種類のエコーキャンセラに比べて極めてむずかしい．

そのため，複数チップを縦続接続して並列処理を行うことにより，1 チップ当りに必要な演算量と記憶容量を

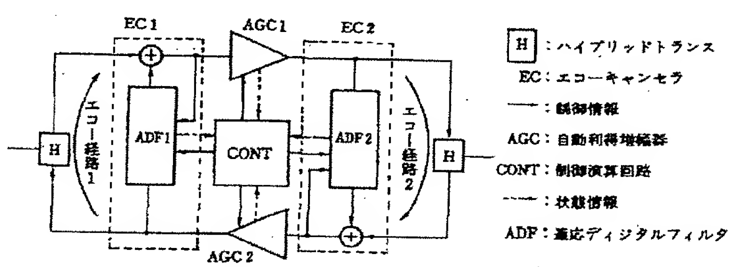
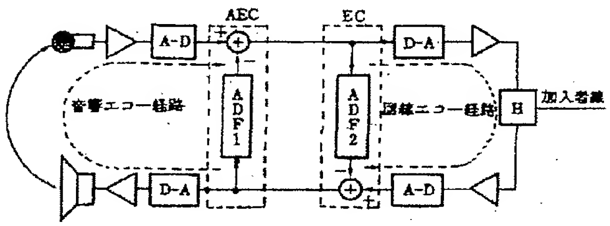


図 5・20　2 線式双方向中継増幅器の構成



AEC：音響エコー経路用キャンセラ
EC：回線エコー経路用キャンセラ
ADF：適応ディジタルフィルタ

図 5・21　エコーキャンセラを用いた拡声電話機の構成

低減する縦続接続法[37]，通話帯域をいくつかのサブバンドに分割し，ハイバンド側は変調によって低域側に折り返してサンプリング周波数を低減する帯域分割法[38]を用いることにより，実時間動作を確保している．また，長タップ長における所要エコー消去量を得る収束時間は学習同定法では長く，このため，入力音声信号を白色化する無相関法[39]や多数の帯域分割法[40]やインパルス応答の指数減衰特性を利用した適応フィルタ係数可変法[41]によって収束時間を短くする検討も行われている．

〔2〕 拡声電話（自動車電話）　ハンドセットをもたず通話できる拡声電話機には，スピーカ・マイクロホン間の音響結合による音響エコーとハイブリッドトランスによる回線エコーの両方が生ずる．拡声電話機は操作性を考えて，スピーカとマイクロホンが一体形のものが主流である[42]．拡声電話機は低価格が必須の条件であるためトランスバーサル形フィルタのタップ数を多くできない．そのため，専らハウリング防止を目的としてエコーサプレッサと併用して用いられている．図 5・21 にエコーキャンセラを用いた拡声電話機の構成例を示す．

また，拡声電話機は安全運転のために自動車用電話にも適用されている[43]．自動車の室内は容積が小さくシートによる吸収力が大きいため，一般の室内に比べて残響時間が短い．また通話帯域も 0.3〜3.4kHz であり，テレビ会議用に比べてハードウェア規模は少なくてよい．しかしながら，走行中は騒音が大きく，小空間のため人の移動によってエコー経路の伝達特性が変化しやすいなど，実使用環境としてはかなり厳しい．

（島田正治）

5・4　無　線　通　信

5・4・1　無線通信へのディジタル信号処理の適用

無線を用いた代表的な通信方式には移動通信，固定無線，衛星通信がある[44]-[47]．それぞれの方式諸元，適用条件は大きく異なるが，限られた無線周波数スペクトル資源を有効に利用するという共通した観点から技術開発が行われてきた．ディジタル信号処理の導入は性能の向上，機器の小形化などを実現するうえで必須である（表 5・4 参照）．しかしながら，無線通信への応用においては，①送信スプリアスが電波法で厳しく規制されていること，②受信波レベルのダイナミックレンジが広いこと，③送信変調波のキャリヤ周波数が高いこと，ま

表 5・4　無線通信におけるディジタル信号処理

目的	適用例
高性能化	高精度波形処理 ・変復調多値化 A-D，D-A による高精度処理 ・ロールオフ整形 FIR フィルタによる高精度波形生成 ・バースト伝送波形整形 バーストウィンドウの高精度波形生成
	適応信号処理 高速フェージングにおける以下の制御 ・キャリヤ再生の位相制御 AR モデルによるキャリヤ位相予測と雑音の影響の除去 ・等化およびダイバーシチの係数制御 RLS による最適制御
	高信頼伝送処理 ・符号誤り訂正および符号化変調波の復調 MLSE のブランチメトリック計算と ACS ・音声コーデックのフェージング対策 予測パラメータの保護
	高速応答 ・周波数ホッピング用シンセサイザ D-A による高精度・高速波形生成
小形化	部品のディジタル LSI 化
経済化	無調整化 ・自動キャリブレーション処理 AFC、ひずみ補償
通信の秘匿	高度なスクランブル処理

ディジタル信号処理ハンドブック

Digital Signal Processing Handbook

平成５年１月31日　第１版第１刷発行

＜検印省略＞

編　者　社団法人　電子情報通信学会
105 東京都港区芝公園３丁目５番８号
（機械振興会館）
電話(03) 3433－6691(代)（振替東京 2－35300）

発行者　株式会社　オーム社
代表者　佐藤政次

発行所　株式会社　オーム社
101 東京都千代田区神田錦町３丁目１番地
電話(03) 3233－0641(代)（振替東京 6－20018）

印刷　エヌ・ビー・エス　製本　三水舎

Printed in Japan　落丁・乱丁本はお取替えいたします

ISBN 4－274－03423－2